

TARTU ÜLIKOOL
Sotsiaalteaduste valdkond
Ühiskonnateaduste instituut
Info- ja teadmusjuhtimine

Elsa Trumm

Töötute profileerimine Eesti Töötukassa registriandmetel
Magistritöö

Juhendaja: Andres Võrk

Kaasjuhendaja: Liina-Mai Tooding

Tartu 2018

SISUKORD

SISSEJUHATUS	4
MAGISTRITÖÖ METOODIKA	6
1. PROBLEEMISEADE JA TAUST	7
1.1. Probleemiseade	7
1.1.1. Tööturuasutuste uued arengusuunad	7
1.1.2. Piiratud ressursid	10
1.2. Töötute profileerimine	11
1.2.1. Profileerimise ideestik	11
1.2.2. Pikaajaline töötus ja selle mõju	15
1.2.2.1. Pikaajalise töötuse mõju töö leidmise tõenäosusele	15
1.2.2.2. Pikaajalise töötuse mõju töötü perele ja tervisele ning ühiskonnale	16
1.2.3. Töötute profileerimise kogemus teistes riikides	17
1.2.4. Töötute profileerimise ohud ning profileerimismeetodite ja -mudelite võrdlus	29
1.2.4.1. Töötute profileerimise ohud	29
1.2.4.2. Statistilise profileerimise eelised ja puudused teiste profileerimise meetodite ees ning parima mudeli valik	30
1.2.4.3. Töötute profileerimise uued arengusuunad	33
2. PROFILEERIMISMUDELITE VÄLJATÖÖTAMINE	35
2.1. Metoodika	35
2.1.1. Alusandmete kirjeldus	35
2.1.2. Metoodika	40
2.1.3. Mudeli kirjeldus ja analüüs	41
2.1.4. Töötute profileerimine koostatud mudeli põhjal	54

2.1.5. Töötute profileerimise süsteem	61
3. DISKUSSIOON JA SOOVITUSED PROFILEERIMISMUDELITE TÄIENDAMISEKS NING PROFILEERIMISSÜSTEEMI VÄLJA ARENDAMISEKS	64
3.1. Mudeli kriitika.....	64
3.1.1. Ebatäielikud andmed.....	64
3.1.2. Andmete kvaliteet	65
3.1.3. Rahvusvahelise kogemuse pinnapealne kirjeldatus kirjanduses	66
3.2. Soovitused profileerimismudeli täiendamiseks ning profileerimissüsteemi loomiseks	66
3.2.1. Uute tunnuste lisamine ning andmekogumispraktikate ühtlustamine.....	66
3.2.2. Soovitused profileerimissüsteemi loomiseks	67
4. KOKKUVÕTE.....	71
SUMMARY	73
Lisa 1. Registreeritud töötute jagunemine mudelis kasutatavate tunnuste kaupa.....	76
Lisa 2. Töötute jaotumine riskirühmadesse erinevate tunnuste alusel.....	86
KASUTATUD KIRJANDUS	94
Lihtlitsents lõputöö reprodutseerimiseks ja lõputöö üldsusele kättesaadavaks tegemiseks	98

SISSEJUHATUS

Eesti Töötukassa üks põhiülesanne on aidata inimestel tööd leida ning selle ülesande täitmiseks on töötukassal erinevad ressursid. Need ressursid on aga piiratud, mistõttu tuleb otsustada, mille alusel neid jagada. Üheks võimaluseks, mida üle maailma üha rohkem kasutatakse, on töötute profileerimine. Profileerimisel lähtutakse põhimõttest, et kõige optimaalsem on suunata ressursid sinna, kus neist on kõige enam kasu. Seega tehakse erinevate meetoditega kindlaks, millistel töötutel on tõenäoliselt kõige raskem tööd leida ja kes seetõttu rohkem abi vajavad ning suunatakse ressursid eelisjärjekorras või suuremas mahus just neile.

Ehkki töötuid on võimalik profileerida ka üksnes konsultantide teadmiste ja kogemuste toetudes, on paljudes riikides vähemasti toetavas rollis kasutusele võetud ka statistilised profileerimismudelid, mis toetuvad kogutud (registri- ja küsitlus-) andmetele. Statistilise profileerimise toetava ressursside jagamise kasuks räägivad süsteemi läbipaistvus ja selgus ning otsuste andmepõhisus. Siiski kaasneb andmetepõhise otsustamisega mitmeid väljakutseid, kuna tagada tuleb andmete kvaliteet, ajakohasus ja kättesaadavus olulistele sihtrühmadele.

Töötukassa seisab täna olukorra ees, kus soovitakse oma suurtest andmemahtudest veelgi rohkem teadmist kätte saada, mistõttu on alustatud uue statistika- ja aruandlusmooduli loomist. Moodul põhineb andmeaidal, kuhu kõik töötukassa andmed erinevatest andmebaasidest ühte kohta kokku jooksevad. Üheks aruandlus- ja statistikamooduli osaks on töötute profileerimise süsteem.

Selle magistritöö eesmärgiks ongi töötada välja Eesti Töötukassale töötute profileerimise mudeli esmane versioon ja anda soovitusel selle mudeli täiendamiseks ning töötute profileerimise süsteemi loomiseks. Töötute profileerimine toob töötute kohta käivad andmed senisest paremini tavakasutajani (konsultandini), mis võimaldab ennetada pikaajalist töötust ning suunata töötukassa piiratud ressursse kõige efektiivsemal moel.

Eesmärgi saavutamiseks on püstitatud järgnevad uurimisülesanded:

1. selgitada välja ühiskonna ja Eesti Töötukassa töötute profileerimisega seotud vajadused;
2. anda ülevaade töötute profileerimise ideest, metoodikast ja rahvusvahelisest kogemusest;
3. luua töötute profileerimise mudeli esmane versioon kasutades Eesti Töötukassa registriandmeid;
4. anda soovitusi töötute profileerimise mudeli täiendamiseks ning profileerimissüsteemi loomiseks.

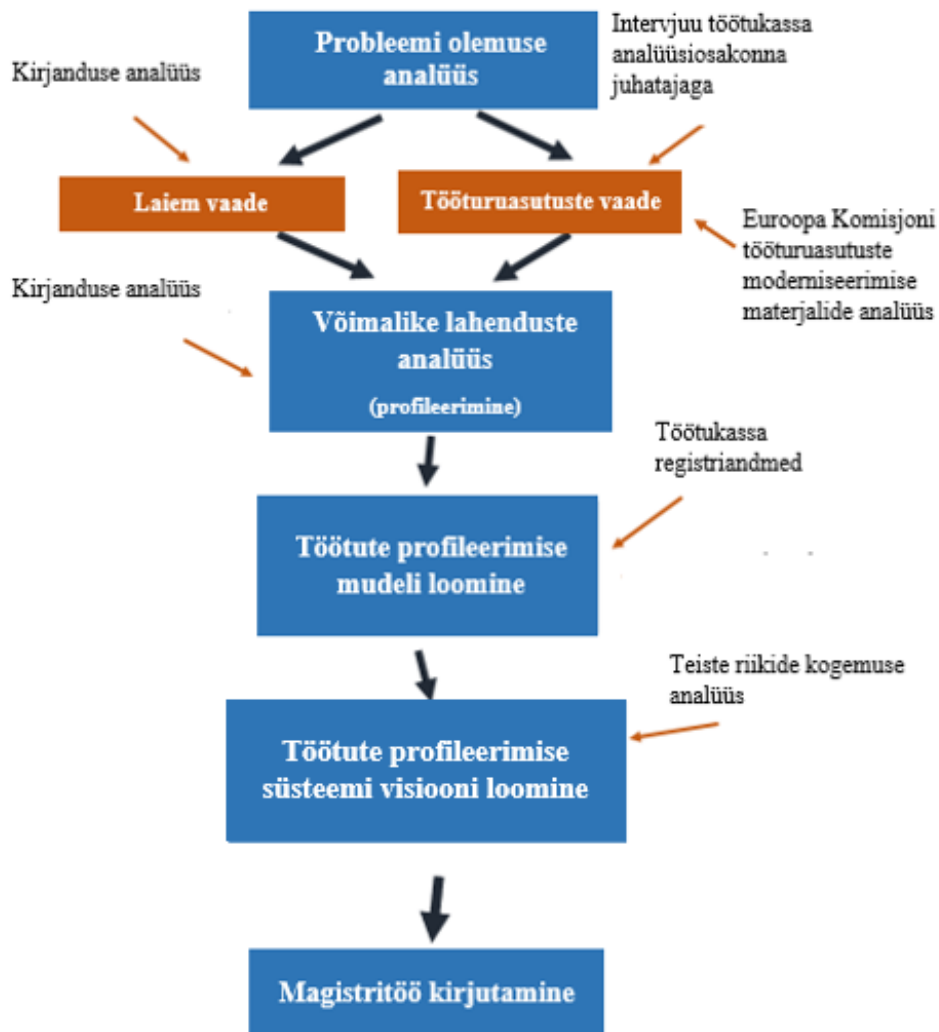
Töö esimeseks osaks on probleemiseade ja taust, kus annan ülevaade sellest, mis probleemi aitab lahendada töötute profileerimine nii töötukassa kui ka ühiskonna ja töötute endi seisukohalt vaadates. Samuti seletan lahti töötute profileerimise idee, analüüsin töötute profileerimise rahvusvahelist kogemust, toon välja töötute profileerimisega seotud ohud ja võimalused ning võrdlen profileerimismudeleid ja profileerimissüsteeme, mis on erinevates riikides kasutusel.

Töö teiseks osaks on profileerimiseks kasutatava andmestiku analüüs, mudeli välja töötamise metoodika kirjeldus ning ülevaade mudelist ja selle põhjal loodud töötute profiilidest. Samuti esitan selles osas oma visiooni töötute profileerimisest kui protsessist.

Kolmas osa koosneb diskussioonist ja soovitustest töötute profileerimismudelite täiendamiseks ja profileerimissüsteemi loomiseks.

Soovin tänada oma juhendajaid Andres Vörku ja Liina-Mai Toodingut minu inspireerimise, asjalike kommentaaride ja magistritöös kasutatud meetodite õpetamise eest. Tänan ka Eesti Töötukassa töötajaid, kes olid meelsasti nõus kaasa mõtlema ning panid kokku magistritöö aluseks oleva andmestiku.

MAGISTRITÖÖ METOODIKA



Joonis 1. Magistritöös kasutatud metoodika

1. PROBLEEMISEADE JA TAUST

1.1. Probleemiseade

Me elame ajal, kus organisatsioonide ja ettevõtete maailm muutub väga kiiresti ning ellujäämiseks tuleb üha järjekindlamalt muutustega kaasas käia. Ka tööturuasutuste maailm on pidevas muutumises – arvestada tuleb nii uute töövormide kui ka töö tegemise viisidega, pidevalt juurde tekkivate kanalitega, mille kaudu teenuseid jagada ning ka paranenud võimalustega andmeid, mille abil erinevaid protsesse täiustada, koguda ja analüüsida (Pieterston, 2016: 6). Tööturuasutused püüavad järjepidevalt leida võimalusi, kuidas nende muutustega kiiresti kohaneda ning neid oma töö efektiivsemaks muutmiseks ära kasutada.

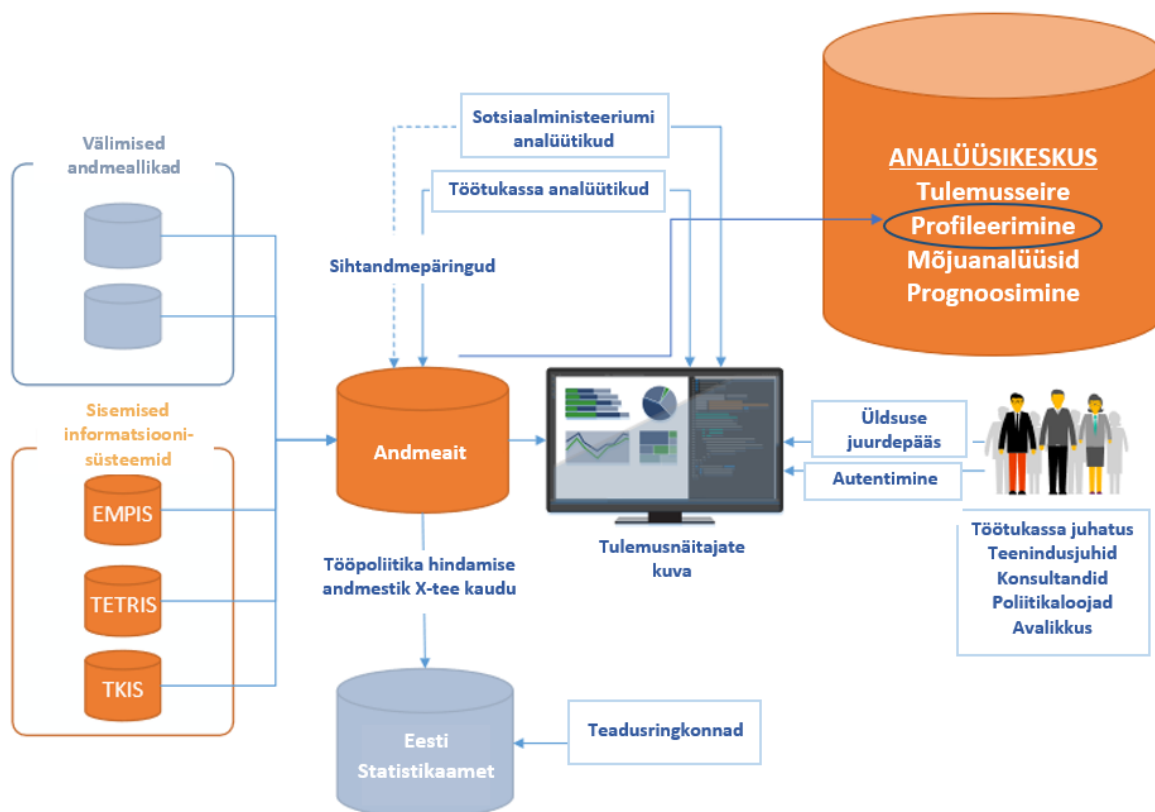
1.1.1. Tööturuasutuste uued arengusuunad

Ehkki maailm areneb väga kiiresti ning erinevad arengusuunad on omavahel seoses, mis muudab just tööturuasutusi puudutavate arengute tuvastamise keeruliseks, on Pieterston (2016) Avalike tööturuasutuste Euroopa võrgustikule suunatud tööturuasutuste moderniseerimise analüüsis välja toonud neli põhilist tööturuasutusi mõjutavat arengut:

1. Muutused seisukohtades, kuidas tööturuasutusi (ja teisi valitsusasutusi) peaks juhtima ja kuidas need peaksid toimima – tööturuasutustelt oodatakse üha kulutõhusamat toimimist, sest ehkki enamik Euroopa Liidu liikmesriike on kriisiajast suures osas toibunud, ei ole paljude tööturuasutuste eelarved endiselt vastaval määral kasvanud. Paljudes riikides on töötus aga endiselt suureks probleemiks.
2. Erinevad sotsiaalsed muutused – tehnoloogia areng ning paljude sotsiaalsete normide ja tõekspidamiste kadumine on mõjutanud tugevalt ka tööturgu ja töömaailma laiemalt. Tööjõud on järjest mobiilsem, tekkinud on uued töövormid, inimeste ootused tööle ning töökohtadele ja -aegadele muutuvad pidevalt ning ka paljud ametid on tehnoloogia arengu tõttu tundmatuseni muutunud või täiesti ära kadunud.

3. Informatsioonitehnoloogia areng – digitaliseerimine on tööturuasutustes ümber kujundanud väga mitmed olulised protsessid ning digitaliseerimises nähakse sageli võimalust madalate kuludega efektiivsust tugevalt kasvatada. Siiski toob digitaliseerimine kaasa ka mitmeid uusi katsumusi ning kohustusi, näiteks vajavad IT-süsteemid pidevat arendamist ja haldamist.
4. Digitaliseerimisest tingitud andmemahtude suurenemine – digitaliseerimine loob ligipääsu väga suurtele andmemahtudele, mille analüüs võimaldab parandada erinevaid protsesse ning süsteeme ning mille analüüsist saadud informatsioon võib võimaldada teha kvaliteetsemaid ja läbimõeldumaid otsuseid kiiremini ja odavamalt.

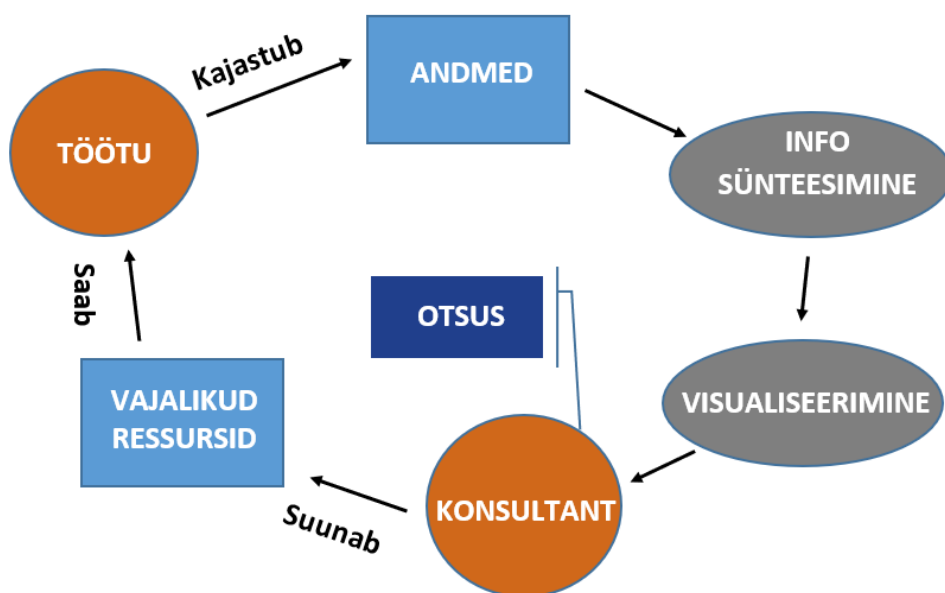
Kõik eelpool mainitud tegurid mõjutavad ka Eesti Töötukassat, mis sunnib otsima üha uusi võimalusi, kuidas teenuseid pakkuda ja muutustele kohandada ning töötukassa protsesse efektiivsemaks muuta. Intervjuust töötukassa analüüsiosakonna juhatajaga selgus, et muutustega kohanemiseks on asutud üles ehitama uut aruandlus- ja statistikamoodulit (Analüüsikeskus) (joonis 2).



Joonis 2. Eesti Töötukassa andmeaida ning aruandlus- ja statistikamooduli visioon, allikas: Eesti Töötukassa materjalid

Moodul toetub andmeaidale, mis koondab praegusel hetkel eraldi andmebaasides olevad andmed, tehes nende ühendamise lihtsamaks ja kiiremaks. Andmetest sünteesitud informatsioon visualiseeritakse ning muudetakse seeläbi erinevatele huvirühmadele kiiresti vastuvõetavaks, toetades andmepõhist kvaliteetset otsustamist. Moodul ise koosneb tulemusseirest, profileerimisest, mõjuanalüüsist ja erinevatest prognoosimissüsteemidest.

Käesolev magistritöö toetab profileerimise osa sellest arendusest luues Eesti Töötukassa registriandmetele tuginedes töötute profileerimise mudeli esimese versiooni. Profileerimissüsteemi, mis põhineb profileerimismudelil, üheks põhiliseks ülesandeks on toetada töötukassa konsultantide tööd ning süvendada andmepõhist otsustamist töötutele määratavate teenuste ja toetuste (ressursside) üle (vaata joonis 3).



Joonis 3. Andmetepõhise otsustamise protsess töötukassa ressursside jagamisel, autori koostatud

Töötute profileerimise idee aluseks on aga tööturuasutuste piiratud ressursid.

1.1.2. Piiratud ressursid

Eesti Töötukassa on töötuskindlustuse seaduse alusel tegutsev avalik-õiguslik juriidiline isik, mis korraldab töötuskindlustust ning viib ellu tööpoliitikat. Üks töötukassa põhieesmärke on kõrge tööhõive tagamine ja pikaajalise töötuse ennetamine (Töötukassast ...2018). Eesti Põhiseaduse teise peatüki 29. paragrahv ütleb, et riik abistab tööotsijat töö leidmisel ning see ongi töötukassa üks põhikohustusi. Oma kohustuste täitmiseks on töötukassal teatud mahus ressursse. Ressurssideks võivad olla nii konsultantide aeg (karjäärinõustamised, regulaarsed kohtumised, erinevate ülesannetega, nt CV-de koostamine või sobivate töökuulutuste otsimine, abistamine jms), kui ka tööturukoolitused, -praktikad ja muud töö otsimisega seotud teenused. Need ressursid on aga piiratud. See tähendab, et ressursside jagamisel tuleb otsustada, mis põhimõtetele toetuda.

Kõige lihtsam lähenemine on see, et otsustatakse, et töötukassa teenused on kõigile igal hetkel kättesaadavad. See saab toimida näiteks internetikeskkonnas töökuulutuste vahendamise puhul (*Ibid*, 2008: 41). Selliseid teenuseid, mida saab kõigile piiramatult jagada, on aga vähe ning ainult selliste teenuste pakkumine ei suuda enamikke tööturuprobleeme leevendada.

Üheks alternatiiviks on suunata klientidele ressursse „elava järjekorra“ põhimõttel, arvestades ainult väga üldiseid näitajaid, nagu näiteks vanus ja töötuse kestus. See lähenemine ei ole tõenäoliselt aga optimaalseim, sest inimesed, kes vajavad kiiret ja tugevat sekkumist, võivad abi saada hiljem, sest tegeletakse klientidega, kes ei pruugi töötukassa abi vajadagi, aga kes olid enne „järjekorras“. Teiseks alternatiiviks on töötute diferentseerimine kindlatel alustel.

Töötute diferentseerimise idee seisneb selles, et inimesed erinevad selle poolest, kui atraktiivsed nad tööandjatele on ehk kui lihtne neil on tööd leida. Selleks, et tööturuasutused saaksid toimida võimalikult efektiivselt, peavad nad oma piiratud ressursse suunama sinna, kus neil on kõige suurem mõju (Di Domenico ja Spattini, 2008: 40). Töötud, kes on paljudele tööandjatele atraktiivsed, ei vaja suure tõenäosusega töö leidmisel abi. Töötud, keda tööandjad aga ühel või teisel põhjusel oma meeskonda ei soovi, vajavad töötukassa abi, et oma atraktiivsust tööturul suurendada või et leida tööandjad, kes siiski neist huvitatud oleks. Küsimus on aga selles, mille alusel teha kindlaks, kes kui palju ja kui kiiresti abi vajab.

1.2. Töötute profileerimine

Paljudes riikides on selleks, et võimalikult täpselt määrata, milline töötu millisel määral abi vajab, võetud kasutusele töötute profileerimise süsteemid. Eesti Töötukassa ei ole siiani töötute profileerimist oma protsessidesse juurutanud, kuid see on üks osa plaanitavast uuest analüüsimoodulist.

1.2.1. Profileerimise ideestik

Töötute profileerimise all mõeldakse enamasti süstemaatilist ja regulaarset protsessi, mis töötuid iseloomustavate tunnuste põhjal prognoosib, kui lihtne või keeruline on töötul tööd leida eesmärgiga suunata paremini tööturuasutuse ressursse (Kurekova, 2014: 6). Profileerimine võib põhineda kvantitatiivsetel või kvalitatiivsetel meetoditel või hõlmata neid mõlemaid. Kaks põhilist profileerimise suunda on suurema riskiga (suurem tõenäosus jääda pikaajaliseks töötuks) töötute tuvastamine ja konkreetsete teenuste parem suunamine kliendiprofiilide põhjal (ehk sobitamine, ingl. k *matching*)¹. Esimese lähenemise puhul tuvastatakse töötud, kellel on töö leidmisel vaja rohkem abi ning suunatakse neile kiiremini ning suuremas mahus teenuseid. Teisel juhul tehakse kindlaks, milline teenus sobib konkreetse profiiliga töötutele kõige paremini ning suunatakse teenuseid vastavalt sellele hinnangule (Duell, Kurekova, 2013: 39). Mõnes riigis on teatud teenused saadaval ainult kindla profiiliga inimestele. Sageli kasutatakse neid lähenemisi kombineeritult.

Erinevaid profileerimissüsteeme saab eristada ka nende metoodika põhjal. Üldiselt on tööturuasutustes kasutusel nelja erinevat tüüpi profileerimisi (Barnes, Wirght, 2015: 7):

1. **statistiline profileerimine** – profileeritakse statistiliste mudelite abil, mis kasutavad enamasti registriandmeid ja mitmeid prognoosivaid tunnuseid;
2. **reeglipõhine profileerimine** – sisse on seatud nõuded, millele töötud peavad vastama, et neile suunataks teatud mahus ja ajahetkel ressursse;

¹ Sageli räägitakse töökohtade sobitamisest ja profileerimisest eraldi, kuid enamasti tugineb sobitamine siiski töötute profiilidele.

3. **konsultandi hinnangul põhinev profileerimine** – konsultant annab oma kogemuste ja teadmiste põhjal töötule hinnangu, mille alusel suunatakse talle ressursse;
4. **pehme profileerimine** – profileerimine, kus on kombineeritud vastavusnõuded, konsultantide hinnang ja kvalitatiivne analüüs (nt viiakse läbi intervjuusid või psühholoogilisi hindamisi).

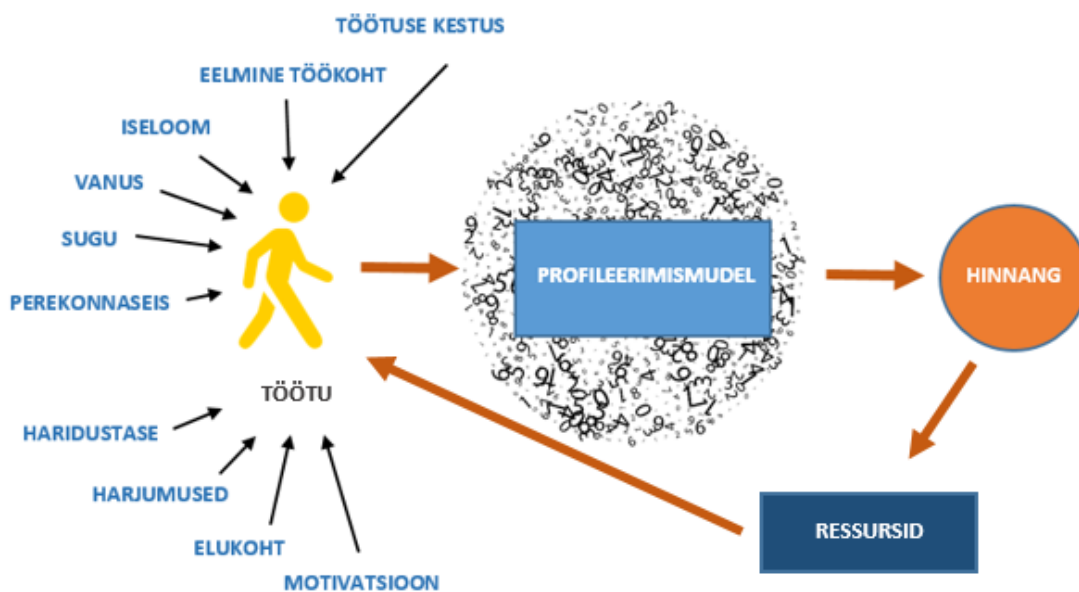
Kõige suurem erinevus profileerimissüsteemide vahel on see, kas kasutatakse registriandmeid või kvalitatiivseid andmeid ning kui suur on konsultantide otsustusõigus. Sageli kasutatakse kombineeritud profileerimist ehk statistilisi mudeleid, mis toetavad konsultandi hinnangul põhinevat profileerimist.

See, millise profileerimise kasuks tööturuasutus otsustab, võib sõltuda mitmetest teguritest (Loxha, Morgandi, 2014: 16-17):

- Riigi poliitilistest ja valitsemist puudutavatest otsustest - mida rohkem pannakse raha toetuste ja teenuste alla, seda keerulisemaid profileerimissüsteeme enamasti oodatakse.
- Tööturu olukorrast – profileerimissüsteemide ulatus ja keerukus võib sõltuda ka sellest, kuidas tööturu olukord mõjutab üldiseid poliitilisi otsuseid. Raskematel aegadel, näiteks majanduskriisi ajal, kui suureneb töötus ja eriti pikaajaline töötus, prioritseeritakse neid probleeme suure tõenäosusega rohkem ning ollakse valmis ka rohkem profileerimisele kulutama.
- Kulu-tulususe hinnangutest – riikides, kus pikaajaline töötus ei ole suureks probleemiks, ei ole ka motivatsiooni välja arendada suuremahulisi profileerimissüsteeme, kuna need ei tasu ennast ära (heaks näiteks on siin Suurbritannia).
- Informatsiooni ja andmete kogumise võimekus – profileerimissüsteemid, mis põhinevad andmetel, on efektiivsed ainult siis, kui need andmed on piisavad, kvaliteetsed ja ajakohased. Profileerimisest saadud kasu ei tohiks aga jällegi jääda alla andmete kogumise ja töötlemise kulukusele. See on olnud mureks ka Eesti Töötukassas, sest erinevate andmete ühendamise ja analüüsimine on hetkel kulukas.
- Konsultantide suhtumine – erinevate riikide kogemus on näidanud, et konsultantide vastuseis võib tugevalt mõjutada profileerimissüsteemide kasutuselevõtu edukust (näiteks Soomes ja Saksamaal), seega peab profileerimissüsteem olema nende poolt aktsepteeritud.

- Tööturuasutuse ülesanded ja vastutusala – tööturuasutustel üle maailma on üsna erinevad rollid täita. Austraalias ostetakse teenused sisse väljast ning tööturuasutusel on pigem poliitikaloomne ja tööturu monitoorimise ülesanne. Selleks, et poliitikaloomne oleks võimalikult läbipaistev ja kallutamatu, eelistatakse tugineda statistilistele profileerimismudelitele.

Viimastel aastatel on populaarseks muutunud just statistilistel mudelitel põhinevad profileerimissüsteemid. Teiste ressursside jagamise meetoditega võrreldes peetakse kvantitatiivseid mudeleid objektiivsemaks ja efektiivsemaks, aga ka täpsemaks ja läbipaistvamaks. Statistiliste profileerimismudelite alusel töötuid profileerides kogutakse töötult andmeid töötü registreerimisel ja mõnel pool ka hiljem ankeetide või intervjuudega konsultatsioonidel. Nende andmete põhjal arvutab mudel välja kas tõenäosuse, et töötü jääb pikaajaliseks töötuks, või mingi muu profileerimise aluseks oleva hinnangu. Hinnangule toetudes jagatakse töötutele ressursse. Statistilise profileerimise põhimõte on esitatud joonisel 4.



Joonis 4. Töötute profileerimine statistiliste profileerimismudelitega, autori koostatud

Mudelites prognoosivad töötuse kestust, töö leidmise tõenäosust vms sageli näiteks töötü sugu, vanus, rahvus, haridus, eelnev töökoht, töökogemus, elukoht. Sageli kasutatakse mudelites ka töötü nõudluse poole tunnuseid nagu näiteks kohalik töötuse määr või vabade töökohtade arv.

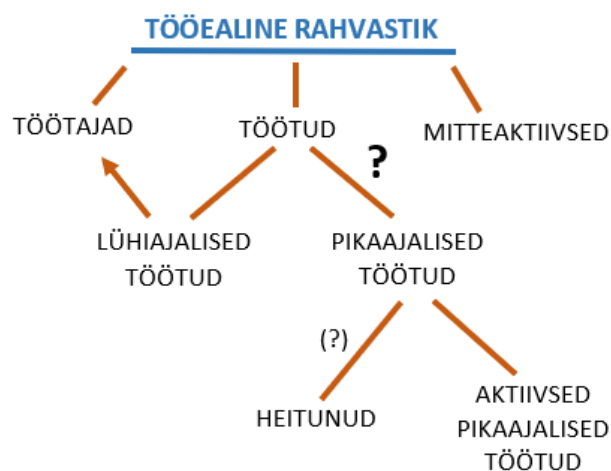
Konle-Seidl (2011: 2) tõi töötute profileerimise teemalises analüüsis välja, et mudelid peaksid sisaldama ka „pehmemaid tunnuseid“, nagu näiteks inimese motivatsiooniga seotud tunnused, tervislik seisund ja inimese sotsiaalset võrgustikku puudutav info. Lisaks on mainitud kvaliteetsete longituudandmete st ajas muutuvate andmete olemasolu olulisust. See, milliseid andmeid mudelites kasutatakse, sõltub tihti sellest, millised andmed on olemas või millised on isikuandmete kasutamise regulatsioonid. Näited erinevat tüüpi andmete kohta, mida tööturuasutused võivad töötü kohta koguda ja analüüsida, on esitatud tabelis 1.

Tabel 1. Näide töötut iseloomustavatest andmetest andmetüübi järgi

Üldised demograafilised andmed	Töötamisega seotud andmed	Keerulised („pehmed“) andmed
Vanus	Staatus tööturul	Oskused
Sugu	Töötuse kestus	Motivatsioon
Rahvus	Erivajadused	Käitumine
Perekonnaseis	Kvalifikatsioonid	Tervislik seisund
Haridustase		

Allikas: (Loxha, Morgandi, 2014: 12)

Vaatamata sellele, kas tööturuasutus kasutab statistilisi profileerimismudeleid, kvalitatiivsetel andmetel põhinevat pehmet profileerimist, ainult konsultandi hinnangul põhinevat profileerimist või nende kombineerimist, on eesmärgiks selgitada välja, millised töötud vajavad kõige rohkem ja kõige kiiremini abi, et ressursse optimaalselt suunata. Enamik profileerimissüsteeme tegelevad eelkõige selle välja selgitamisega, millistel töötutel on kõige suurem oht jääda pikaajaliseks töötuks (joonis 5).



Joonis 5. Pikaajaliste töötute profileerimise idee, autori koostatud

Pikaajaliseks töötuks jäämise risk on ka selles magistritöös töötute profileerimise aluseks. Pikaajalise töötuse ennetamisel on mitmeid olulisi motivaatoreid ning pikaajalise töötuse definitsioon ja mõju on pikemalt seletatud järgmises peatükis.

1.2.2. Pikaajaline töötus ja selle mõju

Ehkki pikaajaline töötus on kompleksne probleem ning inimesed võivad tajuda sellega kaasnevaid mõjusid väga erinevalt ning need võivad avalduda ka täiesti erineva kiiruse ja ajaga, ollakse pikaajalise töötuse defineerimisel suuresti ühel meelel. Pikaajalist töötust defineeritakse Rahvusvahelises Tööorganisatsioonis (*International Labour Organisation*) kui pidevat töötuseperioodi vähemalt 12 kuu jooksul (International ...2018) ehk pikaajaline töötu on inimene, kes ei ole vähemalt 12 kuu jooksul töötanud, kuid kes otsib tööd.

1.2.2.1. Pikaajalise töötuse mõju töö leidmise tõenäosusele

Pikaajaline töötus mõjutab inimest mitmel negatiivsel moel. Üheks suureks murekohaks on kindlasti inimeste oskuste ja teadmiste hääbumine. Nichols, Mitchell ja Lindner (2013) kirjutavad oma uurimuses „Pikaajalise töötuse tagajärjed“, et inimkapitali hääbumine (*depreciation of human capital*) kiireneb ajas, mille tulemusena potentsiaalne palk, mida inimene võib saada uue töö leidmisel, hakkab enamasti kiiresti töötuse ajal vähenema. Reaalses elus tähendab see seda, et inimene peab leppima majanduslikult vähemtasuva tööga. Sama kinnitab ka Arulampalami, Greggi ja Gregori (2001) artikkel „Töötuse haavad“ (*Unemployment scarring*) ning Katzi 2010 aastal ilmunud artikkel pikaajalise töötuse põhjustest majanduskriisi taustal. Veelgi suurem probleem on see, et töötuse jooksul järjest väheneb ka tõenäosus, et inimene leiab töö (Nichols, Mitchell, Lindner, 2013), see tähendab, et „raskete töötute“ olukord tööturul muutub ajaga tõenäoliselt vaid kriitilisemaks.

Inimkapitali hääbumine on muutumas üha suuremaks probleemiks, sest töökohad on pidevas muutumises ning muutub ka see, milliseid oskusi ja teadmisi tööandjad töötajatelt ootavad. Ühelt poolt toob pikaajaline töötus kaasa selle, et inimene hakkab unustama neid teadmisi, mis tal enne olid, sest ta ei saa neid enam regulaarselt kasutada. Teiselt poolt aga ei pruugi tööandja ühel hetkel neid oskusi ja teadmisi, mis töötu on töötuks jäämise ajaks omandanud, enam vajadagi. Tihti viitabki kõrge pikaajalise töötuse määr just töönõudluse ja tööpakkumise vahelisele ebakõlale (Rutkowski, 2007). Selline olukord on eriti problemaatiline, sest korraga on ühiskonnas pikaajalised töötud ja vabad töökohad.

Atraktiivsusele tööturul mõjub negatiivselt ka see, et väheneb inimese „sotsiaalne kapital“, mille all mõeldakse kontaktide võrgustikku, mis võiks töö otsimisel kasuks tulla (Nichols *et al*, 2013: 2). Kui inimene on töötu, kaob tal ära üks suur osa sotsiaalsest võrgustikust töökaaslaste näol. Lisaks kaasneb töötusega tihti ka depressioon, mistõttu inimene tõmbub endasse või otsustatakse ennast teiste eest sulgeda lihtsalt seetõttu, et tuntakse piinlikkust oma olukorra pärast (Machin, Manning, 1998: 20). Väga palju töökohti leitakse aga just tuttavate ja sõprade kaudu. Töötuse tulemusel tutvusringkonna kokkutõmbumist mõeldaksegi sotsiaalse kapitali hääbumise all. Mitmed uuringud on näidanud, et sotsiaalne kapital on üks põhikomponente, mis mõjutab inimese atraktiivsust tööturul (McArdle, Briscoeb, Hall, 2007; Catts, 2005). Eeltoodud tegurite tõttu väheneb sageli ka inimese töömotivatsioon (Paas, Philips, 2002: 143), mille tulemuseks võib olla inimese muutumine heitunuks. Sotsiaalse ja inimkapitali hääbumisest tingitud tööle saamise tõenäosuse vähenemine on üheks töötute profileerimise suurimaks motivaatoriks. Kui on võimalik prognoosida, millistel töötutel on suurem risk jääda pikaajaliseks töötuks, on seda kergem ennetada spetsiaalsete meetmete või laiahaardelisema toetuse abil.

1.2.2.2. Pikaajalise töötuse mõju töötu perekonnale ja tervisele ning ühiskonnale

Pikaajaline töötus mõjutab ka töötu isiklikku elu ning tervist. Nichols ja teised toovad välja pikaajalise töötuse negatiivse mõju perekonnale. Tihti mõjutab see tugevasti just laste heaolu. Ühelt poolt piirab vähenenud sissetulek leibkonna võimalusi tarbimisel ning teiselt poolt on tõenäoline, et pikaajaline töötus toob endaga kaasa tugeva stressi, mida tajuvad kõik leibkonna liikmed. Lisaks on lastel, kelle üks või teine vanem on pika aja vältel töötu, koolis keskmiselt madalamad hinded (Nichols *et al*, 2013).

Ka pikaajalise töötuse mõju tervisele on palju uuritud. On leitud, et pikaajaline töötus mõjub negatiivselt inimese elustiilile ja toitumisele, mõjutades seeläbi ka inimese tervist (Bartley, 1994). Samuti ilmneb negatiivne mõju inimese vaimsele tervisele (Kostrzewski ja Worach-Kardas, 2014). Lisaks on USAs 2010. aastal tehtud uuringu (Geewax, 2011) andmetel tervelt 60% pikaajalistest töötutest edasi lükanud hambaarsti külastuse või loobunud retseptide välja ostmisest. Uuring tõi ka välja, et pikaajalise töötusega kaasnevad sageli uneprobleemid ja kaalutõus. Kõige murettekitavam on aga see, et pikaajalise töötuse ja enesetapuriski vahel on leitud positiivne seos (Milner, Page, LaMontagne, 2013). Eriti kriitiline on periood, kus inimene

liigub lühiajalisest töötusest pikaajalisse (12 kuu möödudes töötuks jäämisest), mistõttu on äärmiselt oluline pikaajalist töötust ennetada.

Pikaajaline töötus toob kaasa negatiivseid mõjusid ka ühiskonnale tervikuna. Lisaks sellele, et töötuse perioodil jääb realiseerimata toodang ja kasu, mida inimene võiks ühiskonnale luua (Di Domenico, Spattini, 2008), on leitud seos, et piirkondades, kus on kõrgem pikaajalise töötuse määr, on enamasti ka rohkem kuritegevust (Fougere, Francis, Pouget, 2009). Samuti suurendab pikaajaline töötus nõudlust sotsiaalteenuste järele ning väheneb raha, mis maksudest kohalikule omavalitsusele või riigikassasse laekub (Nichols *et al*, 2013: 11-12). Pikaajalise töötuse probleem on enamasti piirkonniti erineva ulatusega, mistõttu süvenevad raskematel aegadel sageli ka piirkondlikud ebavõrdsused.

1.2.3. Töötute profileerimise kogemus teistes riikides

Profileerimismudelitega katsetamine tööturuametites algas suuresti 1990ndatel aastatel ning USA ja Austraalia võtsid ulatuslikud profileerimissüsteemid ka kasutusele, olles selles osas teerajajateks. 2000ndate keskel järgisid nende eeskujul Saksamaa ja Taani. Profileerimismudeleid on katsetanud ka Madalmaad, Uus-Meremaa, Iirimaa, Bulgaaria, Prantsusmaa, Ungari, Mehhiko, Slovakkia, Rootsi, Soome, Poola, Suurbritannia jt.

USA ja Austraalia tööturuasutused on töötute profileerimise osas silmapaistvad seetõttu, et nad on teinud profileerimise kohustuslikuks ja nende profileerimissüsteemid on täielikult üles ehitatud statistilistele mudelitele, mis on ka ressursside jagamise aluseks. Euroopa riigid ei ole nende kogemust täielikult üle võtnud. Euroopa riikide töötute statistilised profileerimismudelid on enamasti kombineeritud konsultantide hinnanguga. Statistiline profileerimine on Euroopa riikides eelkõige konsultante toetava funktsiooniga ning lõplik otsus ressursside jagamisel jääb konsultandile. Valikut erinevate riikide töötute profileerimise kogemustest vaata järgnevast tabelist.

Tabel 2. Töötute profileerimise kogemus erinevates riikides

Riik	Profileerimise tüüp	Mis on profileerimise aluseks?	Mitu erinevat rühma?	Märkused	Allikad
Austria	Konsultandi hinnangul põhinev profileerimine	Risk jääda pikaajaliseks töötuks	Kolm	Töötud, kes on olnud töötud üle kolme kuu või kuuluvad järgnevasse rühmadesse: naised, kellel on väikesed lapsed, erivajadustega inimesed, koolilõpetajad erikoolidest	(Rudolph, Konle-Seidl, 2005); (Barnes, Wright, 2015: 9)
Bulgaria	Kombineeritud: statistiline profileerimine ja konsultandi hinnangul põhinev profileerimine	Töötute motivatsioon, riskitegurid ning tööturule sisenemise barjäärid	Kolm: kõrge motivatsiooniga töötud, riskiteguritega töötud (vähenenud töövõimega noored, pikaajalised töötud, üksikvanemad), raskete probleemidega töötud		(Barnes, Wright, 2015: 9)
Prantsusmaa	Konsultandi hinnangul põhinev profileerimine	Töötute kaugus tööturust ja pikaajaliseks töötuks jäämise tõenäosus	Kolm	Konsultandid ei võtnud statistilist profileerimist omaks (kasutati 2009. aastani) ja see asendati konsultandi hinnangul põhineva profileerimisega	(Rudolph, Konle-Seidl, 2005: 10); (Barnes, Wright, 2015: 10)
Saksamaa	Pehme profileerimine	Töötute kaugus tööturust ja pikaajaliseks töötuks jäämise tõenäosus	Kuus	Kasutatakse mudelit, kus on ühendatud töötute profileerimine (teatud profiiliga inimesed saavad suuremas mahu ja kiiremini teenuseid) ja teenuste profileerimine (erinevatele profiilidele suunatakse erinevaid teenuseid vastavalt nende efektiivsusele)	(Barnes, Wright, 2015: 3); (TrEffeR ...2017)
Tšehhi	Konsultandi hinnangul põhinev profileerimine	Töö leidmise tõenäosus teatud ajaga	Kindlaid rühmi pole, töötud asetatakse skaalale	Suunatud teenuseid saavad töötud, kes on töötud olnud üle 6 kuu või need, kellel pole omandanud haridust rohkem kui põhikoolis, väikelastega töötud, üle 50 aasta vanad töötud, töötud, kes kaotasid töö struktuurimuutuste tõttu	(Barnes, Wright, 2015: 9); (Kurekova, 2014: 8)

Riik	Profileerimise tüüp	Mis on profileerimise aluseks?	Mitu erinevat rühma?	Märkused	Allikad
Madal-maad	Statistiline profileerimine	Töenäosus, et töötü leiab 12 kuuga töö	Kaks – kõrge risk ja madal risk jääda pikaajaliseks töötuks	Statistilisi profileerimismudeleid katsetati juba 2000ndate aastate alguses, kuid praegu on pigem suund pehme profileerimise poole	(The „Work Profiler“ ...2017); (Wijnhoven, Havinga, 2014); (Barnes, Wright, 2015: 4)
Rootsi	Kombineeritud: statistiline profileerimine ja konsultandi hinnangul põhinev profileerimine	Pikaajaliseks töötuks jäämise töenäosus	Neli	2015. aastal kasutas profileerimist vaid 30-40% konsultantidest, kuid arvatakse, et kui profileerimise kasutamine paremini juurdub, on see konsultantidele väga oluliseks abivahendiks	(Dahlén, 2016); (Barnes, Wright, 2015: 12); (Kurekova, 2014: 10)
Poola	Kombineeritud: statistiline profileerimine ja konsultandi hinnangul põhinev profileerimine	Kaugus tööturust ja tööturule naasmise valmidus	Kolm	Poola mudel torkab silma, kuna ühe profiiliga töötutele on lubatud osutada teenuseid väga vähesel määral. See on tekitanud diskussiooni nii diskrimineerimise kui inimese sotsiaalsete inimõiguste üle	(Jędrzej <i>et al</i> , 2015)
Soome	Kombineeritud: statistiline profileerimine ja konsultandi hinnangul põhinev profileerimine	Pikaajaliseks töötuks jäämise töenäosus	Kaks - inimesed kellel on kõrge risk jääda pikaajaliseks töötuks ja need, kelle risk on madal	Mudeli täpsus on kahel korral hinnatud väga kõrgeks, kuid konsultandid ei ole seda hästi omaks võtnud	(Avikainen, 2016); (Riipinen, 2011); (Kurekova, 2014: 9); (Barnes, Wright, 2015: 10)
Taani	Statistiline profileerimine	Töenäosus, et töötü on töötü ka kuus kuu pärast esimest konsultatsiooni	Viis	Mudelit kritiseeriti selle ebatäpsuse tõttu ning lõpetati mudeli kasutamine	(Rosholm <i>et al</i> , 2014) (Barnes, Wright, 2015: 9);
Iirimaa	Kombineeritud: statistiline profileerimine ja konsultandi hinnangul põhinev profileerimine	Pikaajaliseks töötuks jäämise töenäosus	Kolm		(O’Connel, <i>et al</i> 2012); (Barnes, Wright, 2015: 3)

Riik	Profileerimise tüüp	Mis on profileerimise aluseks?	Mitu erinevat rühma?	Märkused	Allikad
Austraalia	Statistiline profileerimine	Pikaajaliseks töötuks jäämise tõenäosus	Kaks - kõrge riskiga ja madala riskiga	Ressursside jagamise aluseks oli pikalt ainult statistiline profileerimine	(Job Seeker Profiling ...2005); (Barnes, Wright, 2015: 5)
USA	Statistiline profileerimine	Identifitseerib töötuskindlust us-hüvitise taotlejad, kes tõenäoliselt kasutavad ära oma töötuskindlust us-hüvitise ja vajavad abi töö otsimisel	Kaks - kõrge riskiga ja madala riskiga	Ressursside jagamise aluseks on ainult statistiline profileerimine	(Barnes, Wright, 2015: 15); (Black <i>et al</i> , 2003)

Allikas: autori koostatud

Enamikes riikides on statistilise profileerimise aluseks pikaajaliseks töötuks jäämise tõenäosus või tõenäosus, et töötu kasutab ära oma töötuskindlustushüvitise. Erinev on aga see, mitmesse rühma mudel töötud jagab. Paljud riigid kasutavad valikumudeleid, mis jaotavad töötud kahte rühma – töötud, kellel on (kõrge) risk jääda pikaajaliseks töötuks ja töötud kellel pole (grupid on defineeritud vastavalt kasutatud sõltuvalt muutujale). Osad riigid eristavad aga rohkem rühmi, näiteks kolm, neli või Saksamaa puhul isegi kuus. On ka riike, kus rühmi ei moodustata, vaid iga töötu saab kindla punktisumma või tõenäosuse jääda pikaajaliseks töötuks (või kulutada ära töötuskindlustushüvitis vms).

Kui väljaspool Euroopat leiab tugevaid statistiliste profileerimise süsteemide kasutamise näiteid (USA ja Austraalia), siis Euroopas on töötute profileerimine statistiliste mudelitega eri riikides vastu võetud erinevalt. Statistiliste profileerimismudelite piloteerijad Euroopas – Taani, Saksamaa ja Madalmaad on hakanud kasutama rohkem pehmet profileerimist ehk eelkõige kvalitatiivsetel andmetel põhinevat profileerimist. Samal ajal on riike, mis alles hiljuti hakkasid statistilist profileerimist kasutama või töötavad hetkel mudeleid välja (Soome, Iirimaa, Rootsi). Silma jääb see, et on mitmeid riike, kus on esinenud probleeme profileerimismudelite integreerimisega konsultantide töösse (näiteks Rootsi, Prantsusmaa, Soome). Mõjutajaks ei ole aga mudelite täpsus (näiteks Soomes on mudeli täpsust kahel korral väga heaks hinnatud), vaid pigem see, kuidas ja kas konsultante mudeli kasutamise osas koolitatakse, milline on olnud tööturuasutuses varasem praktika töötutele ressursside jagamisel ning kuidas konsultandid

tajuvad oma rolli profileerimissüsteemi kõrval. Samas on ka riike, kus on mudeli täpsust kritiseeritud (Austraalia, Taani). Erinev on veel see, kas profileerimine on tehtud kohustuslikuks (näiteks Austraalias, Poolas, USAs) või mitte. Riikides, kus profileerimine pole kohustuslik, on ka implementeerimine olnud keerukam.

Seda, milliseid andmeid statistilise profileerimise mudelites kasutatakse, sõltub suuresti sellest, millised andmed on kättesaadavad või milliste andmete kasutamine on lubatud. Kõik mudelid sisaldavad demograafilisi ja sotsiaalmajanduslikke tunnuseid, töötamise ajalugu puudutavaid tunnuseid ja õigust toetustele. Mitmed mudelid sisaldavad ka erinevaid nõudluse poole tunnuseid, kuid harva on kaasatud „pehmed tunnused“ (inimese motivatsioon, iseloomuga seotud tunnused jms), mida aga väga tugevalt töö leidmisega seostatakse. Erandiks on Saksamaa ja Austraalia, kus ka neid tunnuseid edukalt kasutatakse.

Ühine on enamike riikide puhul see, et profileerimine viiakse läbi võimalikult kiiresti, USAs ja Austraalias isegi enne esimest konsultatsiooni. Erandina saab välja tuua jälle näiteks Saksamaa, kus profileerimine on pikem protsess. Lisaks toimub pea kõikides riikides töötute kordusprofileerimine teatud aja tagant. Üldiselt on aga üle maailma kasutusel väga erinevad profileerimissüsteemid, mistõttu on kasulik teatud kogemusi lähemalt vaadata.

Üheks kogemuseks, mida on päris palju analüüsitud, on töötute profileerimissüsteemide piloteerijate, USA tööturuasutuste kogemus. USAs täiendati 1993. aastal Sotsiaalikindlustusakti, lisades sinna nõude luua Töötute profileerimise ja tööle rakendamise teenuste süsteem (*Worker Profiling and Reemployment Services system – WPRS*). Süsteem identifitseerib töötuskindlustushüvitise taotlejad, kes tõenäoliselt kasutavad ära oma töötuskindlustushüvitise ja vajavad abi töö otsimisel. Süsteem määrab need töötud rakendamise teenustele, et kiirendada nende suundumist tagasi hõivesse (Black jt, 2003: 6). Kasutatakse logistilisi regressioonimudeleid. Smithi 2013. aastal läbi viidud analüüsist selgub, et enamik USA osariike (20 analüüsitud osariigist 17) kasutab endiselt profileerimissüsteemi ehkki mitmed osariigid on WPRSi mingil määral oma vajadustele kohandanud (nt võttes mudelisse uusi tunnuseid). Selline järjepidev töötute profileerimine teeb USAst töötute profileerimise eduloo, mis on paljude teiste riikide tööturuasutusi inspireerinud.

Profileerimismudelid võeti **Taanis** kasutusele 2004. aastal pärast pikka testimisfaasi. Muuhulgas töötati intensiivselt selle kallal, kuidas informatsiooni konsultantidele esitada. Taani mudelit on põhjalikult analüüsinud ja kirjeldanud Rosholm, Svarer ja Hammer (2004).

Profileerimismudelite põhiliseks eesmärgiks oli tuvastada, millistel töötutel on suurem risk jääda pikaajalisteks töötuteks. Töötutega, kellel on mudeli hinnangul kõrge risk, viidi läbi põhjalikud intervjuud, millele toetudes määrati töötule individuaalne tegevusplaan. Profileerimiseks kasutati elulemismudelit, kus sõltuvaks muutujaks oli töötuse kestuse aeg.

Mudel andis hinnangu, mis on tõenäosus, et töötu on töötu ka kuus kuud pärast esimest konsultatsiooni ning jagas töötud vastavalt hinnangule viide rühma. Hinnang ilmus konsultandi töölauale enne esimest kohtumist töötuga. Lisaks graafiliselt „tööbaromeetrina“ esitatud hinnangule, ilmus konsultandi töölauale ka saadud riikliku abi toimik ning dialoogi juhend, mis põhines samuti profileerimise tulemusel ning mis andis teeviida, milliseid küsimusi töötult küsida. Mudelit kritiseeriti aga selle ebatäpsuse ja liigse keerukuse tõttu ning ületamatuks probleemiks kujunes konsultantide selge vastuseis mudeli kasutamisele. Konsultandid tundsid, et mudel vähendab nende töö olulisust ning et tulemusi on raske töötutele vahendada. Mõnda aega kasutati Taanis seetõttu vaid konsultantide hinnangul põhinevat profileerimist, kuid viimastel aastatel on hakatud rääkima statistiliste mudelite tagasitoomisest. Eraldi mudelit arendatakse välja näiteks noortele töötutele (Barnes, Wright, 2015: 9-10). Taani kogemusest tuleks õppida seda, et profileerimismudelite kasutusele võtmisel tuleb palju rõhku panna ka konsultantide toetamisele ja õpetamisele ning arvestama ka nende arvamusega.

Austraalia „Töötajate klassifitseerimise instrument“ (JSCI) on kasutusel juba 1998ndast aastast ning seda kasutatakse eelkõige töötute registreerimisel, et prognoosida nende pikaajaliseks töötuks jäämise riski. Austraalias on sarnaselt USAle kasutusel logistilised regressioonimudelid (O’Connel, McGuiness, Kelly, 2012: 139-140). JSCI mõõdab pikaajaliseks töötuks jäämise suhtelist, mitte absoluutset riski ning lisaks sellele prognoosib see, millistel inimestel on keerulised või mitmetahulised rakendumise tõkked, mille ületamiseks on vaja tööturuameti tugevamat sekkumist (Barnes, Wright, 2015: 5). Mudel põhineb tunnustel, mis hinnanguliselt mõjutavad pikaajaliseks töötuks jäämise riski kõige enam. Iga tunnuse igale võimalikule väärtusele omistatakse kaal (näiteks hariduse puhul on kõrgharidus erineva kaaluga kui põhiharidus) ning iga tunnuse kaal liidetakse kokku, et saada lõplik hinnang iga töötu kohta. Seda hinnangut nimetataksegi töötuks jäämise riskiks. Tunnused, mida arvestatakse, on näiteks vanus ja sugu, keelte- ja kirjaoskus, tervislik seisund, aeg viimasest töötamise kogemusest, haridustase, kas inimene on kriminaalkorras karistatud või ei, iseloomutunnused (nõuavad professionaalset hindamist), sünniriik, elukoha geograafiline asukoht, perekonnaseis jne (Job Seeker ...2005).

Töötute profileerimine on Austraalias kohustuslik ning toimub töötute esmasel registreerimisel. Konsultantidele on profileerimises jäetud üsna vähe otsustamisõigust ja vastutust. Profileerimissüsteem määrab suuresti ära, kes, millal ja mis mahus milliseid teenuseid saab. Oluliseks peeti aga konsultantide tugevat rolli JSCI-si väljatöötamisel, mis oli kindlasti üheks põhjuseks, miks konsultandid seda pikka aega väga efektiivselt kasutasid. Tänapäevaks on JSCI juhtumikorraldusest suures osas välja jäänud ja seda kasutatakse pigem valitsuse tasemel otsuste ratsionaliseerimiseks. 2015. aastal võeti aga kasutusele uus tööturuteenuste mudel, millega seoses muudeti paljusid teenuseid, võeti kasutusele mitmeid täiesti uusi lahendusi ning optimeeriti erinevaid protsesse. Profileerimismudelid on aga selles süsteemis endiselt tugevalt sees ning seda kasutatakse intensiivselt ressursside suunamisel (Barnes, Wright, 2015: 5). Austraalia tööturuasutust peetakse üldiselt USA kõrval üheks statistilise profileerimise edukamaks ellurakendajaks.

Töötute profileerimine võeti **Poolas** kasutusele 2012. aastal võitlemaks majanduskriisist põhjustatud kõrge töötusemääraga ning optimeerimaks tööturuameti ressursside jagamist raskenenud tingimustes. Poola profileerimismudelit on kirjeldatud Jędrzej, Sztandar-Sztanderska, Szymielewicz, Baczo-Dombi, Walkowiaki ja Jakubiaki 2015. aastal koostatud ülevaates. Mudel on üles ehitatud kahele tunnusele – kaugus tööturust ja tööturule naasmise valmidus. Mõlema tunnuse väärtused saadakse eraldi mudeliga. Andmed tulevad nii tööturuasutuse registritest kui ka intervjuudest, mis töötuga läbi viiakse. Tunnuse „kaugus tööturust“ puhul mõeldakse tegureid, mis võivad olla barjäärideks tööturule naasmisel. Sellisteks teguriteks on näiteks vanus, haridus, sugu, oskused, töökogemus, töövõime, töötuse kestus, elukoht (kas inimene elab kuskil, kus on palju vabu töökohti või ei). Tööturule naasmise valmiduse all mõeldakse seda, kui palju inimene on ise vaeva näinud, et tööd leida, valmidus kohaneda tööturu vajadustega ehk paindlikkus, põhjus, miks inimene soovib tööd leida, tööturuasutuses registreerumise põhjus, praegune ja varasem valmidus teha koostööd tööturuasutusega, tööandjatega või teiste institutsioonidega.

Profileerimiseks on Poolas kasutusel eraldi küsimustik, mis koosneb 24 küsimusest. Antud vastuste põhjal arvutatakse igale töötule „tööle saamise potentsiaal“, sealjuures määratakse iga küsimuse vastusele teatud arv punkte (vahemikus 0-8). Nende punktide põhjal arvutatakse töötule tema profiil. Võimalikke profiile on kolm ning profiilide põhjal määratakse töötule teenuseid (Jędrzej et al, 2015: 13-16). Poola süsteemi muudab teiste seas silmapaistvaks see, et kolmanda profiili alla kuuluvad töötud saavad ligipääsu vaid väga vähestele teenustele.

Teenused on suures osas spetsiaalselt sellele grupile välja töötatud, näiteks erinevad aktiveerimisteenused või suunatakse nad tööle sotsiaalühistutesse. Kui kohalikud tööturuasutused on ulatuslikud aktiveerimisprogrammid käivitanud, tekib neil õigus kolmanda profiiliga inimesi suunata ka näiteks erinevatele koolitustele. Selle profiili alla kuuluvad töötud, kellel on kas väga tõsised isiklikud probleemid, mis takistavad töö tegemist ja otsimist, nendega on raske koostööd teha või nad on abi saamise osas suuresti alla andnud. Paljudel juhtudel ei ole nad töö leidmisest ka eriti huvitatud ning võtavad end töötuna arvele vaid selleks, et saada tervisekindlustust. Selle profiili alla kuuluvad enamasti ka vähenenud töövõimega inimesed, inimesed, kelle elukohas on väga vähe töö tegemise võimalusi ja üksikemad väikelastega (*Ibid*, 2015: 13-16).

Poola töötute profileerimise süsteemi on palju kritiseeritud, sest koguni 38 protsenti Poola kohalikest tööturuasutustest ei ole aktiveerimisprogramme käivitanud, mistõttu kolmanda profiiliga inimestele on võimalik pakkuda abi väga piiratud määral, mis võib nende olukorra tõsidust süvendada (*Ibid*, 2015: 13-16). Sellist süsteemi peetakse diskrimineerimist soosivaks ning põhiliseks etteheiteks on, et kõige raskemas positsioonis olevad inimesed saavad kõige vähem tähelepanu.

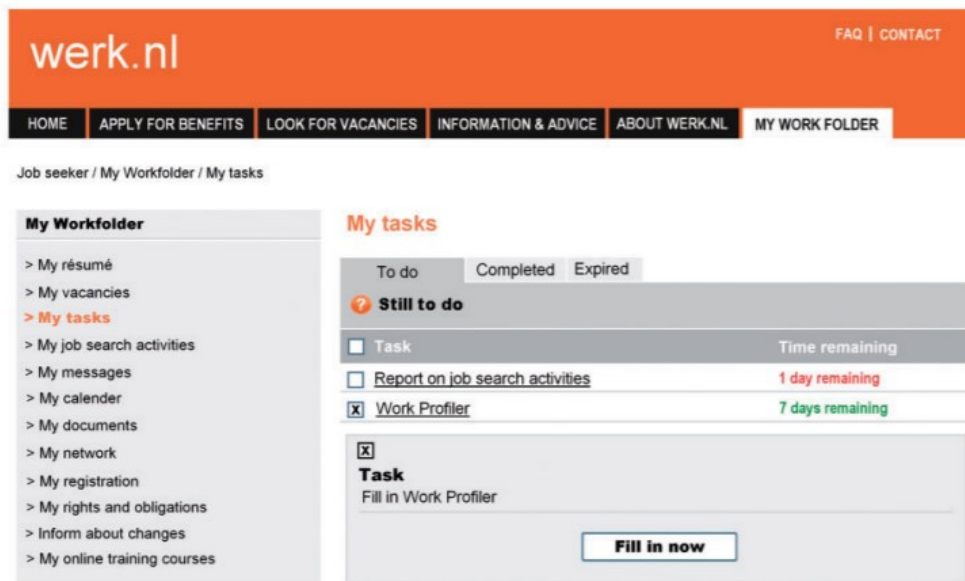
Saksamaal kasutatakse töötute profileerimist eesmärgiga hinnata töötute kaugust tööturust ja seda, millist tüüpi ja millises mahus toetust nad vajaksid. Esmalt tehakse uute töötutega intervjuu, mis püüab välja selgitada töötute tugevused ja töötamise potentsiaali. Intervjuude vastused kombineeritakse töötute sotsiaal-demograafiliste tunnustega ning teostatakse profileerimine. Töötute võib langeda ühte kuuest grupist. Töötute grupeerimise aluseks on töötute kaugus tööturust ja toetuse ulatus, mida ta vajab. Kaugus tööturust hõlmab enda alla inimese oskused, kvalifikatsiooni, motivatsiooni, erinevad tööturule sisenemise barjäärid ning kohaliku tööturu nõudlust töötute oskuste ja teadmiste järel. Tööturuasutused suunavad oma ressursse eelisjärjekorras ja suuremas mahus töötutele, kelle kaugus tööturust on profileerimise põhjal suurim ehk kellel on kõige suurem risk jääda pikaajaliseks töötuks. Siiski on oluline ka konsultandi arvamus (Barnes, Wright, 2015: 3).

Lisaks töötute profileerimisele, hindab Saksamaa tööturuasutuse teenuste efektiivsust töötute profiilide kaupa. Tööriist, mis profileerib töötud ning selgitab välja kõige efektiivsemad teenused (TrEffeR), on kasutusel nii konsultantide abivahendina kui ka tööturuasutuse kõrgematel tasemetel teenustega seotud otsuste vastuvõtmisel. TrEffeRi ülesandeks on mõõta teenuse saamise mõju võrreldes olukorraga, kus sama teenust ei saada. Mõõtmise aluseks on

„statistilised kaksikud“ Ehk kasutatakse kontrollgrupi põhimõtet, kus leitakse töötud, kes kuuluvad samasse vanusegruppi, regiooni, on samast soost ning omavad samu õigusi töötuskindlustushüvitistele. Lisaks vaadatakse ka teisi sotsiaaldemograafilisi tunnuseid ja töökogemust. Ühele neist „kaksikutest“ pakutakse teenust ning teenuse mõju hinnatakse regressioonimudeliga (TrEffeR ...2018). TrEffeRi enda mõju on üsna raske hinnata, kuid kuna selle tööriista töös hoidmise kulud on väga väikesed, võib eeldada, et selle kulu-tulusus on pigem positiivne.

Madalmaades tekkis vajadus töötute profileerimise süsteemi järele pärast seda, kui mitmed kohalikud tööturuasutused eelarve kärpimise tõttu kinni pandi ja oli vajalik säilitada efektiivne teenuste pakkumine ja töötute toetamine. Profileerimise süsteem arendati välja koos laiaulatuslike e-teenuste arendamisega ning võeti kasutusele 2015. aastal. Täna teenindatakse pea kõiki töötuid esmalt elektrooniliselt ning konsultantide rolliks on nende arengu jälgimine ning vajadusel ka personaalne abistamine. Madalamaade profileerimissüsteem koosneb Töö Profileerijast (*Work Profiler*) ja Personaalsest Töökaustast (*Personal Work Folder*). (The „Work Profiler“ ...2018)

Personaalne Töökaust on põhiline kommunikatsioonivahend konsultandi ja töötu vahel ning on sisuliselt digitaalne tööotsimisplaan. Personaalsesse Töökausta registreeritakse inimese CV ning töökaust võimaldab ligipääsu töösobitamise ja tööotsimise tegevustele ning erinevatele e-õppe moodulitele. Personaalses Töökaustas saab töötut küsida ka tagasisidet erinevatele ülesannetele (näiteks CV ja motivatsioonikirja koostamisele). Kõik andmed ilmuvad konsultandi personaalsele *dashboardile*, kus ülesanded on vastavalt tähtajale värvidega kodeeritud. (The „Work Profiler“ ...2018). Oma kuva on ka töötutel, kes näevad samuti punasega ülesandeid, mille tähtaeg hakkab lähenema (vaata joonis 6).



Joonis 6. Personaalne Töökaust, töötute kuva. Allikas: (Wijnhoven, Havinga, 2014: 742)

Töö Profileerija koosneb 20st küsimusest, mille eesmärk on välja selgitada tõenäosus, et inimene rakendub vähemalt 12 kuuga pärast töötuna arvele võtmist (The „Work Profiler“ ...2018). Küsimused käivad näiteks inimese töötamise motivatsiooni, keeleoskuse, vanuse, füüsilise võimekuse ja eelneva töökoha kohta. Töötute profiili kuva on esitatud joonisel 7.

Chance at work resumption		
83%		
Factor	Diagnosis	Indication
Age		■
Years employed in last job		■
Problems understanding Dutch		■
Views on return to work		■
Feeling too ill to work		■
Job search behaviour: contact with employers		■
Job search intention	Hindering	■
External variable attribution		■
General work ability		■
Physical work ability		■
> Mental work ability	Hindering	■

Joonis 7. Töötute profiil (Madalmaade profileerimise mudel). Allikas: (Wijnhoven, Havinga, 2014: 744)

Loodud mudeli täpsus on 70% ehk mudel ennustab õigesti, kas inimene saab 12 kuuga tööle või mitte, 7 juhul 10st (The „Work Profiler“ ...2018). Töö Profileerijat kasutatakse eelkõige selleks, et teha kindlaks, millised töötud saavad kohe personaalset abi (kohtuvad konsultandiga silmast-silma) ja kes saavad esialgu vaid elektroonilisi lahendusi kasutada.

Ka **Rootsis** on hiljuti välja töötatud töötute profileerimise tööriist. Töötute profileerimine võeti kasutusele selleks, et vähendada konsultatsioonidele ja teenustele saamise ooteaegu ja suunata ressursse paremini (Barnes, Wright, 2015: 14). Binaarse logistilise mudeliga hinnatakse tõenäosust jääda pikaajaliseks töötuks, kusjuures pikaajaliseks töötuks loetakse töötut, kes on töötanud üle kuue kuu. Mudelis kasutatakse Rootsi tööturuasutuse registriandmeid ja andmeid spetsiaalsest profileerimisküsimustikust (Kurekova, 2014: 10-11).

Profileerimistööriist jagab töötud nelja rühma vastavalt nende pikaajaliseks töötuks jäämise riskile ning selle põhjal, millisesse rühma töötu kuulub, suunatakse talle teenuseid. Statistilist profileerimist kombineeritakse konsultandi hinnanguga, eriti keskmiste rühmade puhul. Konsultandi hinnangu olulisus tuli välja juba piloteerimise faasis, kus leiti, et vajalik on nii mudeli tulemuste kontrollimine konsultandi poolt, kui ka see, et konsultandid tunneksid ennast vajalikena. Problemaatiline on aga see, et profileerimissüsteemi hakkas aktiivselt kasutama vaid 30-40 % konsultantidest. Üldine arvamus on, et profileerimisest annaks palju võita, kuid vaid juhul, kui konsultandid võtavad selle idee paremini omaks, mida on võimalik saavutada näiteks koolituste ja parema kommunikatsiooni teel (Barnes, Wright, 2015: 14). Joonisel 8 on esitatud pilt Rootsi profileerimissüsteemi andmete sisestamise väljast.

Bedömningsstöd (English)

All fields are mandatory

Age group 25-34 years	Year of last unemployment spell 3-5 years ago
Functional impairment Yes	Duration i last spell More than 12 months
Country of birth Sweden	Work experience in occupation No
Educational level Upper Secondary School	Skills in occupation No
Member of UI-fund No	Local unemployment rate 5-6%
Month of registration October	
Occupational classification (ISCO-88) 4 Clerks	
<input type="button" value="Assessment"/>	

Joonis 8. Rootsi profileerimissüsteemi andmete sisestamise kuva. Allikas: (Dahlen, 2016: 12)

Kokkuvõttes saab öelda, et töötute profileerimist kasutatakse üle maailma paljudes riikides, kuid profileerimise tüüpe on väga erinevaid. Erinev on nii see, kas profileerimisel kasutatakse statistilisi mudeleid, vastavusnõudeid, konsultantide hinnangut või nende teatud kombinatsiooni, kui ka see, kuidas profileerimine on vastu võetud ning milliseid otsuseid profileerimise alusel tehakse.

1.2.4. Töötute profileerimise ohud ning profileerimismeetodite ja -mudelite võrdlus

Profileerimine on lai mõiste ning töötute profileerimiseks on võimalik kasutada mitmeid erinevaid lähenemisi. Seetõttu on vaja hinnata, mis on erinevate süsteemide head ja vead. Rääkides erinevate profileerimissüsteemide headusest ja võrdlusest, tuleb aga esmalt analüüsida profileerimisega tekkivaid murekohti üldiselt.

1.2.4.1. Töötute profileerimise ohud

Töötute profileerimise puhul tõstatub tihti töötute privaatsuse ja isikuandmete kaitse ning ka diskrimineerimise küsimus. Inimestel on õigus privaatsusele ning tundlike isikuandmete kasutamisel peab olema inimese selge luba selliseks tegevuseks ning andmete töötlemisel ja kasutamisel tuleb jälgida konkreetseid nõudeid. See on aga raskendatud, kui profileerimine on seatud tööturuasutustele kohustuslikuks ning on ressursside jagamise aluseks (näiteks USAs, Austraalias ja Poolas), sest võib tekkida olukord, kus töötut „karistatakse“ isikuandmete kasutamise loa andmisest keeldumise tõttu sellega, et talle ei saa abi osutada. Lisaks on kirjanduses rõhutatud seda, et töötutele tuleb jätta õigus igal hetkel profileerimise metoodika ja põhimõtete kohta küsida.

Lihtne on näha, miks teiseks suureks murekohaks on see, et profileerimine võib kiiresti viia diskrimineerimiseni ehk et ressursse jagatakse inimese soo, rahvuse vms põhjal. Seega peab profileerimise protsess olema väga läbipaistev ning kõigile sihtrühmadele arusaadav. Samuti tuleb profileerimise tulemusi kriitiliselt analüüsida ning nende tulemuste põhjal tehtud otsused korralikult läbi mõelda. Kahtluse alla on seatud ka seda, kas profileerimine käib kokku inimese sotsiaalsete õigustega ehk õigusega saada riigilt abi töö otsimisel (Jedrzej, 2015: 18-23). Profileerimisel tuleb silmas pidada, et abi saamise õigus on kõigil. Tähelepanu tuleb pöörata ka sellele, et profileerimine ei tekitaks konsultantidele õigust keerulisemate töötutega mitte vaeva näha. Kui piirata teatud profiiliga inimeste õigusi teenustele, on konsultantidel väga vähe võimalusi neid aidata. See aga vähendab inimeste töö otsimise motivatsiooni. Probleemi süvendab ka konsultantide võrdlemine, kui näiteks rohkem inimesi tööle aidanud konsultandid saavad teatud boonuseid. Konsultantidel on sel juhul selliste töötute, kellel on kõige väiksem

tõenäosus kiiresti tööle saada, aitamiseks motivatsioon kõige väiksem ja raksete töötutega tegelemist võidakse näha aja raiskamisena.

Seega tuleb profileerimisel väga hoolega jälgida, et poleks ületatud piiri ressursside otstarbeka jagamise ja inimõiguste rikkumise ning diskrimineerimise vahel. Kirjanduses on hoiatatud ka selle eest, et ühekordne profileerimine töötuse alguses võib põhjustada väärhinnanguid, ebaefektiivsete töö otsimise strateegiate loomist ja ebasobivate teenuste suunamist. Ohuks on nii liigne nõrkustele keskendumine ja tugevuste alahindamine kui ka liigselt positiivne hinnang töötu võimalustele tööturul (Rudolph, Konle-Seidl, 2005: 19). Probleemide ja riskide minimeerimiseks soovitatakse profileerimist regulaarselt läbi viia ning vajadusel töötu profiili ja talle suunatud teenuseid muuta.

1.2.4.2. Statistilise profileerimise eelised ja puudused teiste profileerimise meetodite ees ning parima mudeli valik

Oluliseks hoiatuseks, mis kirjanduses veel selgelt välja tuleb, on see, et profileerimine ise võib anda väga täpseid tulemusi, kuid sellest pole mingit kasu, kui profileerimine ei saa osaks igapäevastest tööprotsessidest ja seda eriti just konsultantide tasemel. Eri tööturuasutustest võib leida mitmeid kogemusi, kus profileerimissüsteemidest on loobutud, sest konsultandid ei usalda neid ning seetõttu ei võta ka omaks. Kõige vastakamaid tundeid tekitab just statistiline profileerimine, mille tulemuste suhtes on konsultandid mitmes riigis umbusaldust üles näidanud. Lisaks ei osata tulemusi kliendile õigesti kommunikeerida ning mitmel pool on konsultandid kurnud selle üle, et profileerimismudelite kasutamine muudab nende töö sisutühjaks ning ebaoluliseks (eriti teravalt on see küsimus üleval just riikides, kus statistiline profileerimine on ressursside jagamisel põhiliseks otsustajaks, näiteks USAs ja Austraalias). Statistiliste profileerimismudelite umbusaldamine juhtkonna ja konsultantide poolt on ka üheks põhjuseks, miks Euroopa riikides kombineeritakse statistilist profileerimist teiste profileerimismeetoditega.

Saksamaal analüüsiti hiljuti konsultantide suhtumist profileerimistööriista (Barnes, Wright, 2015: 25-32), mis põhineb olulisel määral statistilisel profileerimismudelil. Tulemused olid üsna vastakad. Ühelt poolt leidsid konsultandid, et profileerimistööriist suurendab protsesside läbipaistvust ja aitab ka paremini valmistuda ette töötute intervjuudeks (küsida õigeid küsimusi ja pöörata tähelepanu teatud vastustele). Lisaks tõid nad positiivsena välja, et juhtumeid on lihtsam omavahel jagada, sest andmed ja protsessid on standardiseeritud ning hoolikalt

talletatud. Teiselt poolt aga kurdeti suurenenud koormuse üle, mis tuleneb dokumenteerimise nõuetest ning muretseti isikuandmete kaitse küsimuste üle. Statistilist profileerimist peeti ka liiga jäigaks lahenduseks ning leiti, et raskemate juhtumite puhul pole sellest suurt kasu. Siiski on kogemus näidanud, et konsultandid on profileerimistööriistu kasutades efektiivsemad (Konle-Seidl, 2011). Kliendi poolelt vaadates on profileerimine olnud Saksamaal aga edukas, kuna klientide rahulolu Saksamaa tööturuasutusega on kasvanud (Barnes, Wright, 2015: 25-32). Ehkki klientide rahulolu kasvu põhjuseid võib olla väga mitmeid, ollakse veendunud, et ka profileerimisel ja selle abil tehtud parematel otsustel on selles kindel roll.

Teised profileerimise meetodid võetakse konsultantide poolt enamasti kergemini omaks, sest neis on olemas „inimfaktor“ ehk kogu otsustusõigus ei jää numbritele ja valemitele. Sageli näevad konsultandid teisi profileerimise meetodeid ka vähemohustavana, sest konsultantide teadmistel ja kogemustel on ressursside suunamisel olulisem roll. Samuti tuuakse tihti välja, et statistilised profileerimismudelid on liiga jäigad ning üldistavad. Küsimus võib tekkida ka selles, kui hea prognoosivõimega mudel on piisavalt hea, et olla oluliste otsuste aluseks.

Siiski on statistilisel profileerimisel ka teiste meetodite ees palju eeliseid. Statistiline profileerimine on enamasti täpsem kui teised meetodid. Lisaks on see meetod läbipaistvam ja objektiivsem, sest ei toetuta konsultantide subjektiivsele hinnangule. Otsused on vaid andmetepõhised. Positiivne on statistiliste profileerimismudelite puhul ka see, et on võimalik leida seoseid, mis võivad olla üllatavad ja vaid kogemuste põhjal hinnates jääda märkamatuks. Samuti on teiste süsteemide puhul oht ülehinnata üksikuid kogemusi või jääda kinni tõdedesse, mis kehtisid mingil ajahetkel, aga olukorra muutumise tõttu enam mitte. Siiski eeldavad statistilised mudelid seda, et andmed on täpsed ja värsked. Samuti tuleb näiteks küsitlusega kogutud „pehmete“ andmete, nagu näiteks inimese motivatsioon, harjumused jms, mudelisse lisamisel silmas pidada, et inimesed ei pruugi olla oma vastustes ausad. Enamasti peetakse selliste vastuste kogumisel paremaks erinevaid kvalitatiivseid meetodeid.

Statistilise profileerimise puhul on veel mitmeid tegureid, millele tuleb tähelepanu pöörata. Esiteks tuleks hoolikalt läbi mõelda, mis on sõltuv muutuja. Siin võib olla otsustavaks näiteks see, mis on riigi üldised tööpoliitika eesmärgid (O'Connel, McGuinness, 2012: 145). Paljudes riikides on prioriteediks pikaajalise töötuse ennetamine ning seetõttu on ka sõltuvaks tunnuseks valitud pikaajaliseks töötuks jäämise tõenäosus või oodatav töötuse kestus. Teiseks tuleb kaaluda, millist tüüpi mudel valida. Enamasti kasutatakse kas diskreetseid valikumudeleid (sageli binaarne logistiline regressioonimudel, mis prognoosib, kas töötu jääb pikaajaliseks

töötuks või ei) või kestusmodelid (prognoosivad töötuse kestuse aega arvestades tõenäosust, et töötu on töötu ka X aja pärast).

Enamik riikide tööturuasutused ei ole detailset infot oma profileerimismudelite, sh mudeli tüübi kohta avaldanud, kuid enamik riike, kes seda siiski teinud on, kasutavad binaarseid logistilise regressioonimudeleid (sh nt USA, Rootsi, Iirimaa ja Austraalia) (O'Connel *et al*, 2012: 144-145). Iirimaa näiteks otsustati valikumudeli kasuks, sest leiti, et töötuse kestuse defineerimine toob probleeme (*Ibid*, 2012: 145-146). Nad tõid välja, et kui võtta töötute puhul, kes on arvel olnud mitu korda, töötuse kestuseks viimati arvel oleku aeg, ei arvesta see seda, mis põhjusel on varem arvelolek lõppenud. Põhjuseks võib olla aga töö otsimisest loobumine või administratiivsed põhjused, mis tähendab, et töötu on tegelikult „raske töötu“, kuid andmetes see ei kajastu. Samas tekivad probleemid ka erinevate arvelolekute kestuste liitmisel, sest töötud, kes on saanud mitmeid lühemaid töötusi pika aja jooksul, suure tõenäosusega ei ole sama raskes olukorras, kui töötud, kes pika aja vältel pole ühtegi töötust saanud.

Black, Smith, Blesca ja Shannon (2003) analüüsisid erinevaid profileerimismudeleid ning andsid soovitusi levinud mudelite ja metoodika täiendamiseks, ilma et kannataks mudelite prognoosivõime. Nende põhilised soovitused olid:

1. Kasutada hariliku vähimruutude meetodil hinnatud lineaarseid tõenäosusmudeleid mitte valikumudeleid (logit ja probit mudelid). Põhjenduseks siin on, et need mudelid on lihtsamad nii tõlgendamise kui ka arvutamise mõttes. Lihtsamate mudelite eelistus tuli välja ka kolm aastat varasemas Bergeri, Blacki ja Smithi (2000) töös, mis võrdles ordinaalset vähimruutude mudelit, Coxi proportsionaalseid riskimudeleid ja tobit mudeleid. Nad leidsid, et mudelid erinevad üksteisest prognoosivõimetelt väga vähe ning soovitasid ordinaalset vähimruutude mudelit, kuna see on kõige lihtsam.
2. Jätta mudelist välja kohalikud töötuse määrad või agregeeritud sektori hõive määra kasvu näitajad, kuna nende analüüsi põhjal ei anna nende kasutamine prognoosivõimele midagi juurde.
3. Regioonidele eri mudelite loomise asemel tuua mudelitesse regionaalsed erinevused sisse regioonide fiktiivsete muutujatena. Black ja teised toovad välja, et eraldi mudelid ei paranda tähelepanuväärselt mudelite täpsust, võrreldes mudelitega, kus on sisse toodud vaid regioonide fiktiivsed muutujad.

Lisaks soovitasid nad mudeli prognoosivõime tõstmiseks koostada pigem „rikkalikumad“ mudelid ehk mudelid, milles on rohkem prognoosivaid tunnuseid. Samas hoiatasid nad ka selle eest, et mudelid ei muutuks nii keeruliseks, et neid on raske tõlgendada. Nad rõhutasid ka, et mudeleid peaks teatud perioodi tagant ümber hindama. Oluline on veel läbi mõelda, milliseid andmeid kasutada ja millised andmed on üldse võimalik kätte saada (Duell, Kurekova, 2013). Väga tähtis on profileerimise puhul ka see, millised sõltumatud tunnused mudelisse valitakse (Black, Smith, Plesca, Shannon, 2003).

Erinevate mudelite võrdluse põhiline tulemus on see, et mudeli tüüp mängib tegelikult vähe rolli. Eri tüüpi mudelite prognoosivõimed erinevad üksteisest minimaalselt. See, millist tüüpi mudeli kasuks otsustatakse, sõltub sageli hoopis sellest, millise riigi tööturuasutuse eeskujul järgitakse. Palju olulisem mudeli tüübi valikust on sõltumatute tunnuste valik. Profileerimismudelitele on iseloomulik see, et nende eesmärgiks on saada võimalikult täpne prognoos. Seetõttu „kuhatakse“ mudelisse sageli võimalikult palju muutujaid, pööramata tähelepanu sellele, et tunnused üksteist ei mõjutaks või et konkreetsete tunnuste mõju oleks selgelt eristatav. See on suuresti vastuolus tavapäraste mudelitega, mida andmeanalüüsis kasutatakse. Siiski tuleks vältida mudeli liigset keerukust, kui see prognoosivõimet ei paranda.

1.2.4.3. Töötute profileerimise uued arengusuunad

Arvutid muutuvad järjest kiiremaks ning võimsamaks ja sellega seoses muutub väga kiiresti ka see, kui mahukaid analüüse ja kui keerukaid mudeleid-meetodeid on võimalik kasutada, ilma et kulu väga suureks läheks. Need arengud puudutavad ka profileerimist. Viimasel ajal on profileerimise osas hakatud rääkima hoopis suurandmete kasutamisest ja „nutiandmete“ (*smart data*) loomisest. Võrreldes praeguste prognoosimudelitega, mida tööturuasutustes sageli kasutatakse, on suurandmetel põhinevate modernsete prognoosimudelitega võimalik vaadelda populatsiooni tervikuna, samuti on pidevalt muutumas see, kui kiiresti on võimalik prognoose luua. Üha enam räägitakse andmete reaaltajas analüüsimisest (Pieterse, 2016: 26-27).

Modernsemad analüüsimeetodid, mida saaks profileerimises kasutada on näiteks suurandmetel põhinev masinõpe ja andmekaeve. Masinõppe all mõeldakse seda, et arvutid „õpivad“ tuvastama teatud mustreid ja seoseid ja nende põhjal järeldusi tegema (*Ibid*, 2016: 27). Tööturuasutuste kontekstis oleks võimalik masinõppe meetodil leida üles seni tundmata seoseid, mis aitavad protsesse ja teenuseid parandada. Selline meetod võiks kasuks tulla näiteks

CV-de analüüsil, aidates töötutel oma elulookirjeldusi parimal võimalikul moel esitada, pettuse tuvastamisel ja ka profileerimisel (*Ibid*, 2016: 26-27). Hetkel katsetatakse tööturuasutustes suurandmeid ja modernseid analüüsimeetodeid väga vähe. Kõike rohkem on neid katsetanud Belgia tööturuasutus (VDAB).

VDAB profileerimissüsteemi ja selle arengusuundade kohta sai Eesti Töötukassa infot 20.04.2018 toimunud avaldamata ettekandel Brüsselis (Humbeeck *et al*, 2016). VDAB-s profileeritakse töötuid juhumetsade meetodit kasutades. Mudel sisaldab üle 1500 muutuja ning prognoositakse tõenäosust, et töötu leiab töö 180 päeva jooksul. VDABs on töötute profileerimine selgelt protsess. Profileerimismudeli põhjal loodi esmalt 23 profiili, mis omakorda jaotati kolmeks - kõrge, keskmine ja madal töö leidmise tõenäosus. Töötu määratakse ühte nendest profiilidest töö leidmist kõige enam mõjutavate tunnuste põhjal (nt sugu ja vanus). See etapp protsessist on esmane profileerimine ning selle põhjal otsustatakse, millal töötuga esmakordselt ühendust võetakse. 35 päeva möödudes töötu registreerimisest saab töötu profileerimismudelist individuaalse hinnangu (kui suur on tõenäosus, et töötu leiab töö 180 päeva jooksul). See prognoos kaalutakse kokku töötu hinnanguga enda võimekusele tööd leida ning arvutatakse koondhinnang, mis on aluseks sellele, kuidas ja millal töötutele erinevaid ressursse jagatakse. Belgia töötute profileerimise süsteemi puhul on uudne ka see, et jälgitakse töötu käitumist VDAB internetiplatvormidel ja -lehtedel, mis mõjutab samuti töötu profiili.

Kuigi hetkel tundub, et läheb veel üksjagu aega enne kui modernsemad analüüsimeetodid ja suurandmed tööturuasutustes katsetusfaasist välja saavad ja protsessides oma kindla koha leiavad, on siiski kasulik neid trende jälgida ning kui profileerimismudelite kasutamine on hästi juurdunud, ka neid prognooside parandamiseks katsetada.

2. PROFILEERIMISMUDELITE VÄLJATÖÖTAMINE

2.1. Metoodika

2.1.1. Alusandmete kirjeldus

Töötuid profileerin magistritöös Eesti Töötukassa registriandmetel. Andmed on kahe perioodi kohta:

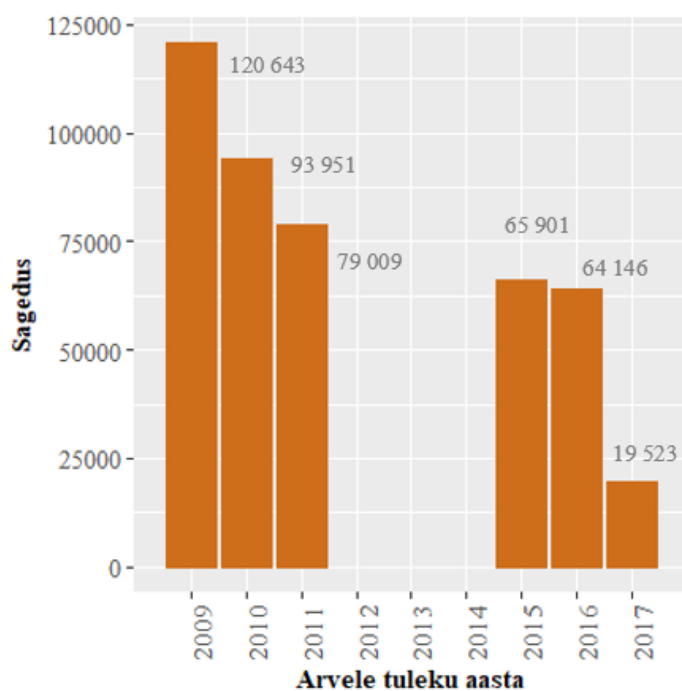
1. Registreeritud töötud perioodil 2009-2011;
2. Registreeritud töötud perioodil 2015-2017.

Erinevaid perioode kasutan töös selleks, et võtta arvesse majanduse tsüklilisust. Eriti suureks probleemiks oli pikaajaline töötus just majanduskriisi ajal, mistõttu on oluline analüüsida töötuid ka sellel perioodil, et tulevikus oleks võimalik kiiremini reageerida ja efektiivsemalt käituda. On võimalik, et majanduse tsüklilisuse tõttu on vaja mudeleid pidevalt uuendada, et saada täpsemad prognoosid, sest pika perioodi jooksul võib sõltumatute tegurite mõju muutuda. Kahe perioodi mudelite võrdluse põhjal loodan seda kahtlust kas kinnitada või ümber lükata. Siiski ei tohi valitud perioodid olla liiga lühikesed, sest väiksema vaatluste arvu puhul ei pruugi samuti seosed välja tulla. Sellest tingituna on valitud perioodide pikkuseks kolm aastat.

Perioodil 2009-2011 arvel olnud töötuid on algandmestikus 228 974 ja vaatlusi on kokku 323 709 ehk andmestikus on ka palju töötuid, kes on vahepeal arvelt lahkunud (29% töötutest on sellel perioodil arvele tulnud mitu korda, põhjuseks võib olla näiteks töö leidmine või õppima asumine) ja siis uuesti arvele tulnud. Teisel perioodil (2015-2017) arvel olnud töötuid on andmestikus 155 496 ja vaatlusi kokku 227 951 ehk ka sellel perioodil on paljude töötute kohta mitu kannet (30% töötutest on sellel perioodil arvele tulnud mitu korda). Osad töötud kajastuvad mõlemal perioodil. Kuna esimene periood on majanduskriisi aeg, on üsna ootuspärane, et siis oli töötuid tunduvalt rohkem.

Andmetes kajastuvad inimesed, kes on defineeritud perioodil töötud olnud, mitte töötuks registreerinud, seetõttu jäid kohe välja vaatlused, kus töötus on alanud enne defineeritud perioodi. Seda jällegi põhjusel, et majandus on tsükliline ning neil töötutel, kes tulid arvele enne vaatlusaluseid perioode, olid tõenäoliselt teised tingimused töö leidmiseks, mis võib mudeli

täpsust vähendada. Aastatel 2009-2011 on andmestikus arvele tulnud 211 469 ja vaatlusi kokku 293 603 ja perioodil 2015-2017 tuli arvele 140 436 töötut ning vaatlusi oli kokku 200 684. Lisaks tuli teisel perioodil välja jätta töötud, kes olid tööle tulnud pärast 2017. aasta märtsi, sest muidu ei tuleks kõikide töötute puhul andmestikust välja, kas nad on jäänud pikaajaliseks töötuks (töötuse kestus rohkem kui 12 kuud) või mitte. Teise perioodi andmestikku jäi alles 111 872 töötut ja 149 570 vaatlust. Seda, millisel vaatlusalusel aastal kõige enam töötuid arvele tuli, annab edasi joonis 9.



Joonis 9. Arvele tulnud töötute arv aastatel 2009-2011 ja 2015-2017

Jooniselt tuleb selgelt välja, et kriisi ajal oli töötuse määr kõrgem ning töötuna registreerus rohkem inimesi. Kõige raskem oli seis kriisiaja alguses. Viimastel aastatel on olukord olnud veidi parem, kuid näiteks 2015. ja 2016. aastal oli arvele tulnud töötute arv üsna püsiv. 2017. aastast jäid andmestikku ainult töötud, kes tulid arvele aasta esimeses pooles, seega ei saa 2017. aastal töötuna registreerinute arvu otseselt selle joonise põhjal eelnevate aastatega võrrelda.

Mudelisi kasutatavate tunnuste puhul on piiravaks see, et töötukassa sai välja anda vaid andmeid, mis neil olemas olid ja millega ei tekkinud andmekaitseprobleemi ehk mis ei vajanud Andmekaitse Inspektsiooni luba. Piiravaks on ka töötukassa andmete ühendamise probleem. Nii suure päringu puhul (kõikide töötute andmed, kes defineeritud perioodil registreeritud olid) ei saanud töötukassa anda välja andmeid, mis nõudsid erinevate andmebaaside ühendamist.

Seega jäid magistritööst välja näiteks andmed, mis on seotud teenustega, mida töötud on saanud. Soovitused profileerimismudelite täiendamiseks kasutatud andmete osas annan töö viimases peatükis.

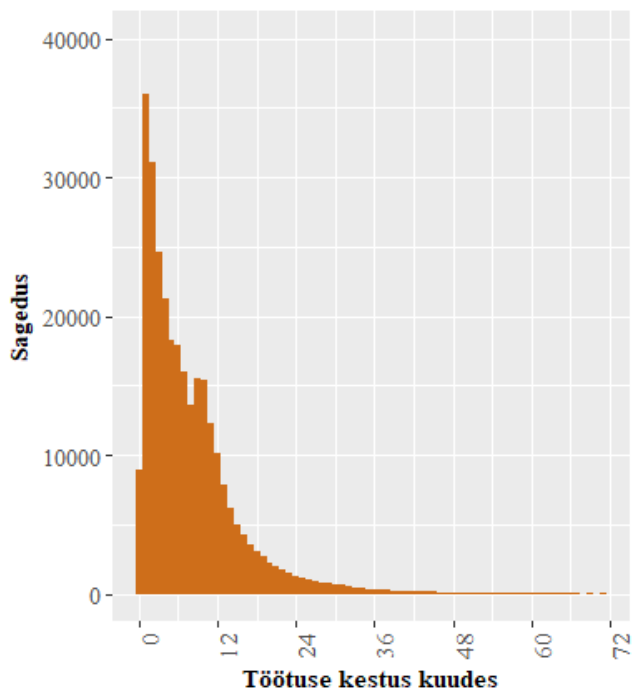
Töötukassalt saadud algandmestikus on andmeid nii inimese tööalase tausta, hariduse, oskuste, töötuse perioodi, eelmise töökoha, töötutoetuse saamise, vanuse ja riskitegurite (ei oska eesti keelt, vaimne või füüsiline puue) kohta.

Kuna perioodid on teadlikult valitud sellised, et saaks võrrelda kriisiaega majanduskasvu perioodiga, on põhjust eeldada, et ka töötute profiil on kahel perioodil olnud veidi erinev. Töötute jaotus erinevate tunnuste kaupa mõlemal perioodil on toodud lisas 1.

Tunnus, mis on profileerimismudeli seisukohalt kõige olulisem ehk mida soovin prognoosida, on tõenäosus, et töötu jääb pikaajaliseks töötuks. Töötuna registreeritud töötute seas on mõlemal perioodil ka töötuid, kes on arvelt lahkunud pärast 2017. aasta märtsi või kes on endiselt arvel. Nende töötute puhul määrasin arveloleku lõpu ajaks 2017. aasta aprilli, kuna tegu on pikaajaliste töötutega ja vastasel korral jääksid nad lihtsalt mudelist välja. Logistilises regressioonimudelil ei ole töötuse täpne kestus oluline. Esimesel perioodil arvele tulnute jaotus töötuse kestuse järgi on toodud joonisel 10.

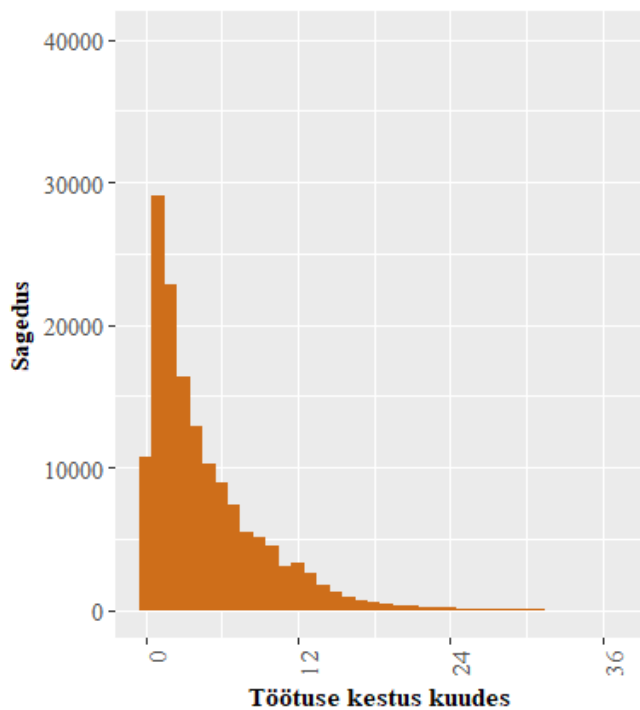
Jooniselt on näha, et suurem osa töötutest leiavad töö kiiresti², kuid ka pikaajaliseks töötuks jäänuid (töötuse kestus pikem kui 12 kuud) on siiski märkimisväärselt palju. Kõige pikemad töötuse perioodid on kestnud lausa aastaid.

² Andmestikus on ka töötud, kelle arvelt lahkumise põhjuseks ei ole rakendumine. Olenemata arvelt lahkumise põhjusest, mõjutab aga pikaajaline töötus inimest negatiivselt ning kuna muul põhjusel arvelt lahkumine võib olla tingitud just pikaajalisest töötusest ja töö leidmise lootuse kaotamisest, jäid ka need töötud andmestikku alles.



Joonis 10. Aastatel 2009-2011 arvele tulnud töötute jaotus töötuse kestuse järgi

Teisel perioodil arvele tulnud töötute töötuse kestuse jaotus on esitatud joonisel 11. Ka sellel perioodil on inimesi, kes on mitu aastat töötud olnud, kuid sarnaselt esimese perioodiga, on enamik töötuid siiski töö leidnud kiiresti.



Joonis 11. Aastatel 2015-2017 arvele tulnud töötute jaotus töötuse kestuse järgi

Erinevused kahe perioodi vahel toob paremini välja tabel 3. Tabelist on näha, et esimesel perioodil on olnud keskmine töötuse kestus umbes kaheksa kuud, teisel perioodil aga veidi üle nelja poole kuu. Oluline on aga tähelepanu pöörata sellele, et esimese perioodi lõpuks on 2017. aasta märts ning viimased rakendumise andmed on 2018. aasta märtsi kohta ehk osade töötute puhul on andmetesse märgitud rakendumise ajaks 2017. aasta märts, kuigi on võimalik, et nad otsivad tööd kauem. Vajalik oli see selleks, et perioodi lõpuni arvel olnud töötud mudelist välja ei jääks, kuid selle meetodi rakendamise tõttu ei ole keskmiste võrdlus päris korrektne. Siiski on loogiline, et kriisi ajal olid inimesed keskmiselt kauem töötud.

Tabel 3. Tunnuse „töötuse kestus kuudes“ kirjeldav statistika

Periood	Keskmine	Mediaan	Miinumum	Maksimum	Esime kvartiil	Kolmas kvartiil
2009-2011	7.86	6	0	108	2	11
2015-2017	4.67	3	0	37	1	7

Ka töötuse kestuse maksimaalset aega on samal põhjusel kahe perioodi vahel raske võrrelda. Küll aga annab tabel edasi informatsiooni, et kõige pikem töötuse aeg on kajastatavatel perioodidel olnud 108 kuud ehk 9 aastat. Erinevused kahe perioodi vahel toovad ehk kõige paremini esile kvartiilid. Esimesel perioodil on 75% töötutest olnud töötud kuni 11 kuud ehk pole jäänud pikaajaliseks töötuks ning mediaan on kuus kuud ehk pooled töötutest ei rakendunud sellel perioodil kiiresti (kiireks rakendumiseks loetakse enamasti kuni 6 kuud). Teisel perioodil on aga 25% töötutest rakendunud vaid ühe kuuga, pooled töötutest on töö leidnud maksimaalselt kolme kuuga ning 75% töötutest on töö leidnud kuni 7 kuuga. See võrdlus viitab juba selgelt sellele, et riigi majanduslik olukord mõjutab tööturгу oluliselt, mida tuleb ka profileerimisel arvestada. Võib eeldada, et ka eri perioodide mudelid erinevad teineteisest märkimisväärselt.

Andmeid, millele töötute profileerimismudel üles ehitada, on palju. Tunnuste esmane analüüs andis aimduse, mis võiks inimeste töötuks jäämise riski suurendada (vaata lisa 1), kuid magistritöö keskendub eelkõige sellele, mis mõjutab töötuse kestust.

2.1.2. Metoodika

Toetudes teiste riikide kogemusele ning kirjanduses esitatud soovitudele ja kriitikale, kasutan magistritöös töötute pikaajaliseks töötuks jäämise tõenäosuse prognoosimiseks logistilisi regressioonimudeleid. Logistilise regressioonimudeli kasuks otsustasin järgmistel põhjustel:

1. Eri tüüpi mudelite prognoosivõimes ei ole leitud olulisi erinevusi ning prognoositavate tunnuste valik on mudeli tüübist tähtsam. Seetõttu otsustasin korduvalt testitud ja endale metoodika poolest tuttavama logistilise regressioonimudeli kasuks.
2. Seda tüüpi mudeleid kasutatakse riikides, millel on kõige pikem ja järjepidevaim töötute profileerimise kogemus.
3. Keeruline oleks määrata täpset töötuse kestust töötute puhul, kes on arvele tulnud mitu korda. Tekiks küsimus, kas arvestada nende töötuse periood kokku või lugeda igat arveletulekut eraldi vaatlusena. Sama probleemi tõttu otsustati logistiliste regressioonimudelite kasuks Iirimaaal.

Mudelid on kahe erineva perioodi kohta: töötud, kes on arvele tulnud aastatel 2009-2011 ja töötud, kes on arvele tulnud 2015-2017 märts.

Mudelites on sõltuvaks tunnuseks binaarne tunnus „pikaajaline töötu“, mille väärtus 1 näitab, et inimene on töötu olnud rohkem kui 12 kuud. Jälgides kirjanduses antud soovitusi luua pigem „rikkamad“ mudelid, et mudeli prognoosivõime oleks võimalikult hea, kasutan mudelites pea kõiki tunnuseid, mida töötukassalt oli võimalik saada. Kuna profileerimismudelite puhul on oluline eelkõige võimalikult kõrge prognoosivõime, ei pööra ma tähelepanu sellele, kui palju tunnused üksteist mõjutavad (vaata peatükk 1.2.4.2.)

Mudelite headust hindan ROC-kõvera ning eksimismatriksi abil. Samuti kontrollin mudelite täpsust ristvalideerimise meetodil.

Kahe perioodi mudeleid võrdlen omavahel, et näha, kui palju mõjutab majandusüheksel profileerimist ning kui oluline on mudeli järjepidev ümberhindamine. Teise perioodi (2015-2017 a) mudeli põhjal prognoosin töötutele tõenäosuse jääda pikaajaliseks töötuks. Saadud prognoos on aga vaid profileerimissüsteemi üheks osaks. Toetun Belgia tööturuasutuse praktikale ja viimastele arengusuundadele ning jagan töötud saadud prognoosi põhjal kolme

rühma: kõrge, keskmine ja madal risk jääda pikaajaliseks töötuks. Rühmade loomisel ehk otsustamisel, kui suur pikaajaliseks töötuks jäämise tõenäosus töötut ühte või teise rühma paigutab, toetun prognoosi jaotusele (vaatan mediaanprognoosi ja kvartiile) ning mudeli eksimismaatriksile.

Seejärel koostan erinevate tunnuste sagedustabelid riskirühmade³ kaupa ning analüüsin neid võrreldes, millised tunnused on pikaajaliseks töötuks jäämise riski prognoosimisel kõige olulisemad. Nende tunnuste alusel loon esmased profiilid. Igale profiilile arvutan välja keskmise pikaajaliseks töötuks jäämise riski. Esmaste profiilide eesmärk on luua esialgne järjekord (keskmise riski põhjal), mille alusel saavad töötud esmase silmast-silma kohtumise konsultandiga (või telefoninõustamise). Kuna esmased profiilid toetuvad vaid töötuse kestust kõige tugevamalt prognoosivatele tunnustele ning andmetele, mis ei vaja erinevate andmebaaside ühendamist, on nende põhjal võimalik teha esimesed, kõige ajakriitilisemad otsused ressursside jagamisel.

Viimase sammuna kirjeldan, kuidas magistritöös loodud mudelid ja profiilid võiksid koos terviklikus profileerimissüsteemis kasutust leida ning kuidas profileerimise protsess võiks üldjoontes toimida. Ka selles osas toetun eelkõige Belgia tööturuasutuse töötute profileerimise arengusuundadele.

2.1.3. Mudeli kirjeldus ja analüüs

Eesti Töötukassa registriandmetel põhinevad binaarsed logistilised regressioonimudelid, mida selles magistritöös töötute profileerimisel kasutan, on esitatud tabelis 4.

³ Selles magistritöös on riskirühma mõistet kasutatud rühmade kohta, mis on loodud profileerimise mudelist saadud pikaajaliseks töötuks jäämise tõenäosuse ehk riski alusel.

Tabel 4. Eesti Töötukassa registreeritud töötute profileerimise modelid (perioodid 2009-2011 a ja 2015-2017 a)

		MUDEL 1 Periood: 2009-2011				MUDEL 2 Periood: 2015-2017		
Tunnus	Kategooria	b	p	Exp(b)		b	p	Exp(b)
	Vabaliige	-2.34	<0.0005	0.10		-4.21	<0.0005	0.01
Sugu	Naine	0.27	<0.0005	1.31		0.29	<0.0005	1.34
Maakond <i>Taustakategooria:</i> <i>Harjumaa</i>	Võrumaa	0.36	<0.0005	1.43		0.74	<0.0005	2.09
	Hiiumaa	0.42	<0.0005	1.53		0.33	0.013	1.39
	Ida-Virumaa	0.10	<0.0005	1.11		0.64	<0.0005	1.90
	Jõgevamaa	-0.33	<0.0005	0.72		-0.20	0.021	0.82
	Järvamaa	-0.03	0.361	0.97		0.42	<0.0005	1.52
	Läänemaa	0.06	0.136	1.06		0.50	<0.0005	1.65
	Lääne-Virumaa	0.03	0.281	1.03		0.21	<0.0005	1.24
	Pärnumaa	0.16	<0.0005	1.18		0.25	<0.0005	1.29
	Põlvamaa	0.18	<0.0005	1.20		0.62	<0.0005	1.86
	Raplamaa	0.34	<0.0005	1.41		0.49	<0.0005	1.63
	Saaremaa	-0.05	0.190	0.95		0.20	0.008	1.22
	Tartumaa	-0.17	<0.0005	0.84		0.05	0.165	1.06
	Valgamaa	0.30	<0.0005	1.35		0.76	<0.0005	2.13
	Viljandimaa	-0.18	<0.0005	0.83		0.04	0.557	0.96
	Maakond teadmata	-0.94	0.029	0.39		-9.32	0.885	0.00
Vene keele oskus <i>Taustakategooria:</i> <i>kesktase</i>	Algtase	-0.01	0.630	0.99		-0.03	0.458	0.97
	Edasijõudnud	-0.04	0.016	0.96		0.06	0.040	1.06
	Tase teadmata	0.03	0.103	1.03		-0.04	0.378	0.96
Inglise keele oskus <i>Taustakategooria:</i> <i>kesktase</i>	Algtase	0.19	<0.0005	1.21		0.07	0.016	1.08
	Edasijõudnud	-0.29	<0.0005	0.75		-0.20	<0.0005	0.82
	Tase teadmata	0.28	<0.0005	1.32		0.12	<0.0005	1.13
Töökogemus	Puudub	-0.26	<0.0005	0.77		-0.13	0.754	0.88
Aega möödas viimasest hõivest <i>Taustakategooria:</i> <i>kuni aasta</i>	Aasta	0.15	<0.0005	1.16		-0.03	0.254	0.97
	Kaks-kolm aastat	0.14	<0.0005	1.15		0.19	<0.0005	1.21
	Neli-viis aastat	0.26	<0.0005	1.29		0.39	<0.0005	1.48
	Üle viie aasta	0.27	<0.0005	1.31		0.33	<0.0005	1.39
	Teadmata	-0.03	0.610	0.97		0.44	0.281	1.56
Viimase töösuhte lõpu põhjus <i>Taustakategooria:</i> <i>muud põhjused</i>	Töötajast tulenev põhjus	-0.24	<0.0005	0.79		0.53	<0.0005	1.71
	Tööandja poolt, majanduslikel põhjustel	0.40	<0.0005	1.49		1.04	<0.0005	2.82
Õppevaldkond <i>Taustakategooria:</i> <i>tehnika, tootmine, ehitus</i>	Teenindus	-0.10	<0.0005	0.91		-0.03	0.476	0.98
	Ärindus, haldus, õigus	0.12	<0.0005	1.12		0.13	0.001	1.14
	Humanitaaria ja kunstid	0.10	0.022	1.10		0.10	0.125	1.11
	Põllumajandus	-0.08	0.003	0.92		-0.01	0.848	0.99
	Haridus	-0.02	0.469	0.97		0.00	0.970	1.00
	Sotsiaalteadused	0.22	<0.0005	1.24		0.207	<0.0005	1.23
	Tervis, heaolu	-0.04	0.375	0.96		-0.10	0.208	0.90
	Loodus, täppisteadused	0.06	0.318	1.06		0.267	0.001	1.31

		MUDEL 1 Periood: 2009-2011				MUDEL 2 Periood: 2015-2017		
Tunnus	Kategooria	b	p	Exp(b)		b	p	Exp(b)
	IT, kommunikatsiooni-tehnoloogiad	0.27	<0.0005	1.32		0.36	<0.0005	1.43
	Teadmata	-0.23	<0.0005	0.80		0.03	0.384	1.03
Määratud töötutoetus <i>Taustakategooria: ei saa toetust</i>	Kuni 1 kuuks	-0.08	0.629	0.92		0.25	0.307	1.29
	Kuni 6 kuuks	1.29	<0.0005	3.63		0.89	<0.0005	2.43
	Rohkem kui 6 kuuks	0.71	<0.0005	2.04		0.60	<0.0005	1.82
Äriühingu juhatusse kuulumine <i>Taustakategooria: ei kuulu</i>	Kuulub	-0.16	<0.0005	0.85		0.17	<0.0005	1.18
	Teadmata	1.08	0.086	2.94		-	-	-
Vanusegrupp <i>Taustakategooria: 25-29 a</i>	16-19 a	-0.22	<0.0005	0.80		-0.49	<0.0005	0.61
	20-24 a	-0.33	<0.0005	0.72		-0.35	<0.0005	0.70
	30-34 a	0.25	<0.0005	1.28		0.27	<0.0005	1.32
	35-39 a	0.41	<0.0005	1.50		0.49	<0.0005	1.63
	40-44 a	0.51	<0.0005	1.66		0.54	<0.0005	1.72
	45-49 a	0.65	<0.0005	1.92		0.60	<0.0005	1.82
	50-54 a	0.73	<0.0005	2.07		0.74	<0.0005	2.09
	55-59 a	0.73	<0.0005	2.08		0.88	<0.0005	2.42
	60+	0.07	0.078	1.08		0.79	<0.0005	2.19
Kodakondsus <i>Taustakategooria: Eesti</i>	Muu	-0.12	<0.0005	0.88		0.11	0.001	1.12
	Teadmata	-0.09	<0.0005	0.92		0.08	0.020	1.08
Haridustase <i>Taustakategooria: teine tase</i>	Esimene tase	0.00	0.911	1.00		-0.20	<0.0005	0.82
	Kolmas tase	-0.07	<0.0005	0.93		0.15	<0.0005	1.16
	Teadmata	-0.76	<0.0005	0.47		-0.72	<0.0005	0.48
Viimase töökoha valdkond (ISCO järgi) <i>Taustakategooria: oskus- ja käsitöölised</i>	Juhid	0.45	<0.0005	1.57		0.63	<0.0005	1.88
	Tippspetsialistid	0.22	<0.0005	1.25		0.46	<0.0005	1.58
	Tehnikud ja keskastme spetsialistid	0.32	<0.0005	1.37		0.57	<0.0005	1.76
	Kontoritöötajad ja klienditeenindajad	0.26	<0.0005	1.30		0.38	<0.0005	1.47
	Teenindus- ja müügitöötajad	-0.01	0.659	0.99		0.08	0.036	1.08
	Põllumajanduse, metsanduse, kalanduse ja jahinduse oskustöölised	-0.08	0.120	0.93		0.14	0.079	1.15
	Seadme- ja masina-operaatorid	-0.03	0.096	0.97		0.07	0.076	1.07
	Lihttöölised	-0.10	<0.0005	0.91		0.07	0.042	1.07
	Teadmata	-0.33	0.049	0.71		-0.99	<0.0005	0.37
	Oskab	0.003	0.828	1.00		0.08	<0.0005	1.08
	Vald	0.05	<0.0005	1.05		-0.07	0.008	0.93
Elukoht (linn/vald) <i>Taustakategooria: linn</i>	Teadmata	-0.10	<0.0005	0.90		0.16	0.009	1.17
	Teadmata	0.29	0.089	1.33		0.79	0.001	2.20

Tunnus	Kategooria	MUDEL 1 Periood: 2009-2011				MUDEL 2 Periood: 2015-2017		
		b	p	Exp(b)		b	p	Exp(b)
Viimase töökoha riik <i>Taustakategooria: Eesti</i>	Välisriik	-0.31	<0.0005	0.73		0.10	0.038	1.11
Riskitegur „ei räägi eesti keelt“	Ei räägi	0.50	<0.0005	1.65		-0.06	0.061	0.94
Riskitegur „füüsiline või vaimne puue“	On puudega	0.21	<0.0005	1.23		0.62	<0.0005	1.86

Legend:

	Tunnus on statistiliselt ebaoluline
	Tunnus suurendab pikaajaliseks töötuks jäämise riski
	Tunnus suurendab tugevalt pikaajaliseks töötuks jäämise riski (üle 1,5 korra)
	Tunnus vähendab pikaajaliseks töötuks jäämise riski

Mudelid prognoosivad pikaajaliseks töötuks jäämise tõenäosust järgmised tunnused: sugu; maakond, kus töötaja elab; vene keele tase; inglise keele tase; aeg, mis on möödunud viimasest hõivest; viimase töösuhte lõppemise põhjus (kas tööandja poolt majanduslikel põhjustel, tööandja poolt töötajast tuleneval põhjusel või mingil muul põhjusel); õppevaldkond; töötutoetuse saamise määratud aeg; vanusegrupp; haridustase; viimase töökoha ametiala valdkond; kontoritarkvara oskus; äriühingu juhatusse kuulumine; kodakondsus; elukoha tüüp (kas inimene elab linnas või väiksemas asulas); viimase töökoha riik (kas Eesti või välisriik); riskitegurid „eesti keele mitteoskamine“ ning „vaimne või füüsiline puue“. Tunnuste taustakategooriateks on valitud kategooriad, milles on kõige rohkem vaatlusi. Tabelis 4 on toodud välja iga tunnuse iga kategooria regressioonikordaja, mis näitab, kas kategooriasse kuulumine suurendab või vähendab pikaajaliseks töötuks jäämise riski võrreldes taustakategooriaga, selle kordaja statistiline olulisus ning regressioonikordaja eksponentastmel. Eksponentastmel kordaja näitab, **kui palju** kindlasse kategooriasse kuulumine pikaajaliseks töötuks jäämise riski suurendab või vähendab.

Mudeleid omavahel võrreldes tuleb välja mitmeid erinevusi. Esimesel perioodil oli pikaajalise töötuse probleem maakonniti ühtlasemalt levinud, kui teisel perioodil. Harjumaal elamisega võrreldes suurendas pikaajaliseks töötuks jäämise riski rohkem kui 1,5 korda vaid Hiiumaal

elamine. See tulemus on suure tõenäosusega tingitud väikesest vaatluste arvust selles kategoorias ning sellest, et Hiiumaa on kõige väiksem maakond, mis on teistest maakondades ka merega eraldatud, mistõttu töökohti ongi vähe. Raskem oli majanduskriisi ajal tööd leida ka Võrumaal ja Valgamaal. Võrumaa ja Valgamaa on pikaajalise töötuse probleemi osas riskipiirkondadeks ka teisel perioodil ning nendes piirkondades on probleem Harjumaaga võrreldes veelgi süvenenud. Riskipiirkondade hulka on lisandunud ka Ida-Virumaa, Läänemaa, Põlvamaa, Järvamaa ja Raplamaa.

Erinev kahe perioodi vahel on ka see, et esimesel perioodil aitas vene keele oskus väga heal tasemel töö kiirele leidmisele kaasa, kuid teisel perioodil on mõju vastupidine. Siinkohal tuleb aga märkida, et kategooria „edasijõudnud“ hõlmab suures osas neid, kes on rahvuselt venelased, mistõttu võib selle tunnuse taha olla „peidetud“ ka teisi tegureid. Samuti ei ole võimalik andmetes eristada selle tunnuse puhul puuduvat väärtust ning täielikku keeleoskamatus. Sama erinevus tuleb välja ka kodakondsuse ning eesti keele oskamatus riskiteguri tunnuse puhul.

Erinev on ka see, millise haridustasemega inimestel oli lihtsam tööd leida. Esimesel perioodil kõrgem haridustase soodustas kiiret töö leidmist, teisel perioodil aga vastupidi. See võib olla tingitud tõsiasiast, et tunnuse kategooriad ei ole üksteisest olulisel määral erinevad (vaata lisast 1, jooniselt 22). Võimalikuks seletuseks on ka see, et majanduskriisi ajal võisid töötuks jääda ka väga head kõrgharidusega töötajaid, kes olid tööturul endiselt atraktiivsed ja leidsid seetõttu kiiresti uue töö, kuid hetkel on need töötud, kellel on kõrgharidus, töötuks jäänud mingil väga konkreetsel põhjusel mis vähendab nende atraktiivsust tööturul. Põhjuseks võib olla näiteks tervislik seisund, narkootiliste ainete liigne tarvitamine, ebaetiline töökäitumine või siis on töötu end arvele võtnud vaid tervisekindlustuse saamiseks ning ei soovigi ametlikku tööd leida.

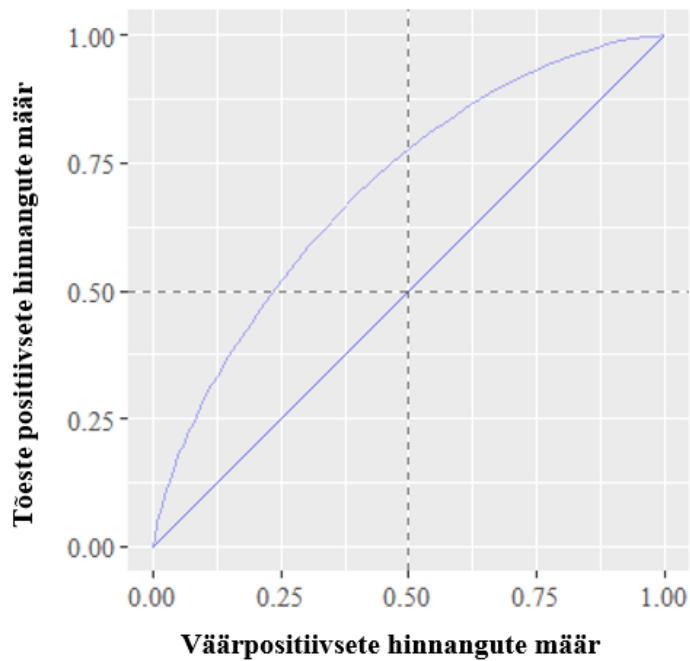
Mudelitest tuleb perioodide vahel välja ka erinevus, et majanduskriisi ajal andis välismaal töötamise kogemus töötajatele pigem eelise, kuid praegusel hetkel on see takistuseks. Samuti oli lihttöölistel kriisi ajal suhteliselt lihtsam tööd leida, kuid praegusel ajal suurendab see, kui inimene viimati lihttöölisena töötas tema töötuks jäämise riski võrreldes oskustöölisega.

Ehkki kahe perioodi vahel on ka mitmeid sarnasusi, näitavad eeltoodud erinevused ning erinevused ka sama tunnuse regressioonikordajates kahel perioodil, et profileerimise aluseks olevaid mudeleid peab tõepoolest regulaarselt ümber hindama ning mudelites ei tohi ka olla liiga vanad andmed. Siiski peab eri tegurite mõju analüüsides arvestama sellega, et tunnused võivad üksteist mõjutada, mistõttu ei pruugi tunnuste mõju ulatus pikaajaliseks töötuks jäämise

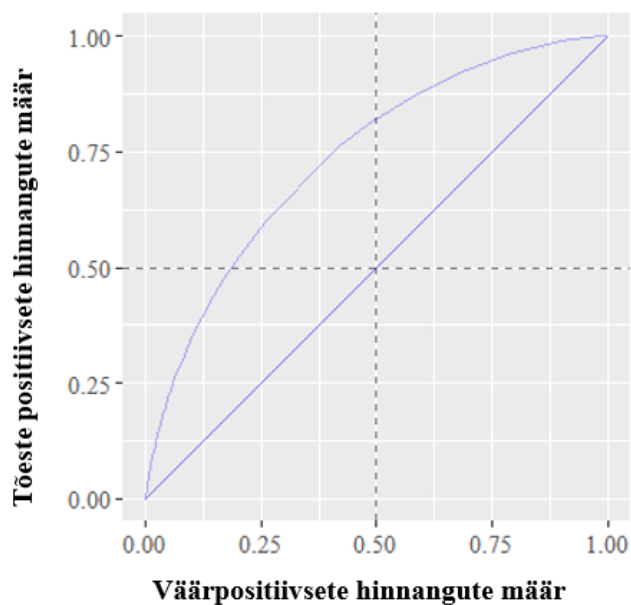
kestusele mudelis täpselt kajastuda. Mudelist saab küll esmase teadmise sellest, mis suunas üks või teine tegur pikaajaliseks töötuks jäämise riski mõjutab, aga tunnustevaheliste seoste põhjalikuks analüüsiks profileerimismudelid üldiselt ei sobi.

Kuna statistilise profileerimise puhul võetakse mudeliga prognoositud pikaajaliseks töötuks jäämise tõenäosus (või mõni muu sarnane hinnang) töötutele ressursside jagamise mahu või järjekorra aluseks, on oluline, et mudelid oleksid võimalikult täpsed.

Logistiliste binaarsete regressioonimudelite „headust“ on võimalik hinnata pidades silmas kahte liiki vigu: esimest liiki vea teeb selles magistritöös loodud mudel siis, kui see klassifitseerib lühiaajaliseks töötuks töötut, kes tegelikult ei leia tööd 12 kuuga ehk kes jääb pikaajaliseks töötuks. Sel juhul on tegu väärpositiivse hinnanguga (FP ehk *False Positive*). Teist liiki vea on teinud mudel siis, kui see klassifitseerib pikaajaliseks töötuks töötut, kes tegelikult leiab töö vähem kui 12 kuuga. Sellist viga nimetatakse väärnegatiivseks hinnanguks (FN ehk *False Negative*). Kui mudel aga klassifitseerib pikaajalise töötut õigesti, on tegu tõese positiivse hinnanguga (TP) ning õigesti tehtud negatiivne otsus (prognoos, et töötut ei jää pikaajaliseks töötuks) on tõene negatiivne hinnang (TN). Joonisel 12 ja 13 on toodud ROC-kõverad, mis seavad vastavusse tõeste positiivsete hinnangute määra (ehk tundlikkus, ing. k *sensitivity*, arvutamine: $TP/(TP+FN)$) ja väärpositiivsete hinnangute määra (arvutamine: $FP/(TP+FN)$) erinevate lävede korral. Läveks nimetatakse magistritöö kontekstis väärtust, millest suurema pikaajaliseks töötuks jäämise tõenäosuse korral klassifitseeritakse töötut pikaajaliseks töötuks.



Joonis 12. Esimese perioodi mudeli ROC-kõver



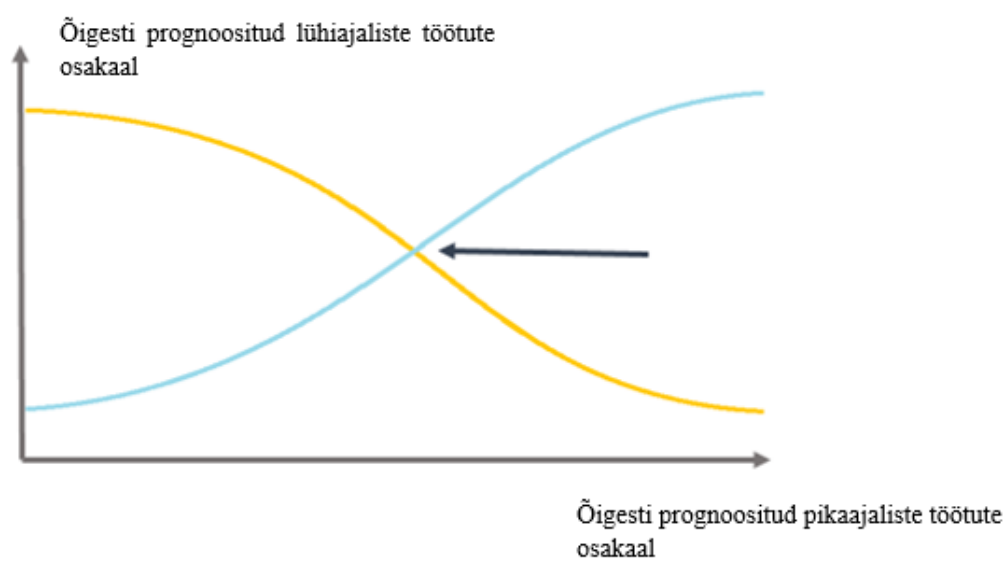
Joonis 13. Teise perioodi mudeli ROC-kõver

Mõlemalt jooniselt on näha, et punktis, kus väärpositiivsete ja tõeste positiivsete hinnangute määrade vahe on maksimeeritud (kaare tipus), on tõeste positiivsete hinnangute määr umbes 70% ehk mudel suudab õigesti pikaajaliseks töötutekst kategoriseerida umbes 70% töötutest.

Sama kinnitavad ka kõvera alla jäävad pinnad ehk AUC-näitajad. Esimese mudeli AUC on 0,70 ja teise mudeli AUC on 0,74. Seega suudab teise perioodi mudel töötuid paremini kategoriseerida. Mudel kategoriseerib õigesti 74% töötutest. Üheks seletuseks, miks teine mudel täpsem on, võib olla stabiilsem majanduskeskkond. Kaootilises keskkonnas toimuvaid protsesse on alati keerulisem prognoosida. Samas on kindlasti oluline ka see, et teise perioodi andmestik oli kvaliteetsem (vähem puuduvaid väärtusi). Vaadates rahvusvahelist töötute profileerimise kogemust, on saadud mudelid täiesti arvestatavad. Mudelite, mida profileerimisel kasutatakse, kirjeldusvõime jääb kõigis töös analüüsitud riikides 65% ja 90% vahele. Andmeaidas andmete ühendamine võimaldab töötukassal aga mudelisse veelgi tunnuseid tuua, mis võivad mudeli prognoosivõimet parandada.

Binaarsete logistiliste regressioonimudelite puhul on aga mõnikord olulisem vältida üht liiki viga, kui teist. Põhjuseks võib olla näiteks see, et üht liiki viga maksab palju rohkem kui teist liiki viga (näiteks võib esimest liiki viga maksta inimese elu, kuid teist liiki viga tekitab kahju vaid rahaliselt). Seetõttu on selliste mudelite puhul sageli kõige olulisem analüüsida eksimismatriksit. Selles magistritöös aitab eksimismatriks otsustada, kuidas töötuid riskirühmadesse jagada. Esimese perioodi mudeli eksimismatriks on toodud tabelis 5.

Eksimismatriks näitab, kuidas muutuvad õigesti prognoositud lühiajaliste ja pikaajaliste töötute osakaalud, kui muutub pikaajaliseks töötuks jäämise tõenäosus, mille korral töötut ühte või teise rühma liigitatakse (ehk lävi). Parimaks läveks loetakse enamasti seda, kui kahe kategooria peale kokku prognoositute osakaal on maksimaalne (tõeste negatiivsete hinnangute ja tõeste positiivsete hinnangute määrade lõikepunktis, vaata skeemi joonisel 14). Esimese mudeli puhul on selliseks läveks 0,2 ehk kui pikaajaliseks töötuks kategoriseeritakse töötud, kellel on tõenäosus jääda pikaajaliseks töötuks 20% või üle selle. Teatud juhtudel võib olla eelistatud hoopis see, et võimalikult vähe pikaajalisi töötuid saaks valesti kategoriseeritud ning seetõttu sobiks läveks paremini hoopis 0,1.



Joonis 14. Parima läve leidmine binaarse logistilise regressioonimudeli puhul
 Allikas: autori koostatud

Tabel 5. Esimese perioodi mudeli eksimismatriks

LÄVI								
0.1			0.2			0.3		
	Prognoositud		Prognoositud			Prognoositud		
Tegelik	0	1	Tegelik	0	1	Tegelik	0	1
0	49 850	180 977	0	137 858	92 969	0	193 711	37 116
1	3 335	59 441	1	19 278	43 498	1	38 179	24 597
Õigesti kategoriseeritud lühiajalised töötud (%)		21.5	59.7			83.9		
Õigesti kategoriseeritud pikaajalised töötud (%)		94.7	69.3			39.2		
Õigesti prognoositute osakaalude summa		116.2	129.0					
0.4			0.5			0.6		
	Prognoositud		Prognoositud			Prognoositud		
Tegelik	0	1	Tegelik	0	1	Tegelik	0	1
0	217 698	13129	0	226 471	4356	0	229 572	1 255
1	50 492	12284	1	57 261	5515	1	60 650	2 126
Õigesti kategoriseeritud lühiajalised töötud (%)		94.3	98.1			99.4		
Õigesti kategoriseeritud pikaajalised töötud (%)		19.6	8.8			3.4		
Õigesti prognoositute osakaalude summa		113.9	106.9			102.8		
0.7			0.8			0.9		
	Prognoositud		Prognoositud			Prognoositud		
Tegelik	0	1	Tegelik	0	1	Tegelik	0	1
0	230 614	213	0	230 819	8	0	230 827	0
1	62 277	499	1	62 752	24	1	62 776	0
Õigesti kategoriseeritud lühiajalised töötud (%)		99.9	99.997			100		
Õigesti kategoriseeritud pikaajalised töötud (%)		0.8	0.038			0		
Õigesti prognoositute osakaalude summa		100.7	100.035			100		

Teise mudeli eksimismatriks (tabel 6) näitab, et teisel perioodil arvele tulnud töötute kategoriseerimiseks on parim lävi 0,1 ehk kui töötul on tõenäosus jääda pikaajaliseks töötuks 10% või rohkem, kategoriseeritakse ta pikaajaliseks töötuks. Sellise läve puhul kategoriseeritakse õigesti 60,5% pikaajalistest töötutest ja 73,3% lühiajalistest töötutest. Mõlemad eksimismatriksid näitavad, et mudel on ühele poole „kaldu“ ehk see suudab tuvastada palju paremini lühiajalisi töötuid, kui pikaajalisi töötuid. Kõrgemate lävede puhul on õigesti tuvastatud pikaajaliste töötute hulk väga väike. See on tingitud sellest, et andmestikus on üks kategooria palju suurem ehk pikaajalisi töötuid on vähe, võrreldes sellega, kui palju on

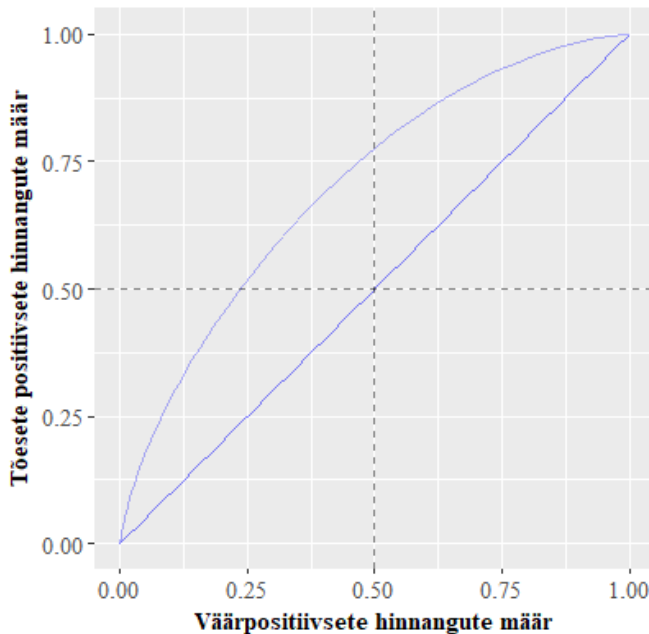
lühiajalisi töötuid. Logistilised regressioonimudelid kalduvad alati suurema vaatluste arvuga kategooria poole, seetõttu peab ka lävi olema üsna madal, et õigesti kategoriseeritute arvu maksimeerida.

Tabel 6. Teise perioodi mudeli eksimismatriks

LÄVI								
0.1			0.2			0.3		
Prognoositud			Prognoositud			Prognoositud		
Päris	0	1	Päris	0	1	Päris	0	1
0	100 099	36 431	0	127 675	8 855	0	134 035	2 495
1	5 153	7 887	1	9 582	3 458	1	11 638	1 402
Õigesti kategoriseeritud lühiajalised töötud (%)		73.3			93.5			98.2
Õigesti kategoriseeritud pikaajalised töötud (%)		60.5			26.5			10.8
Kokku		133.9			120.0			108.9
0.4			0.5			0.6		
Prognoositud			Prognoositud			Prognoositud		
Päris	0	1	Päris	0	1	Päris	0	1
0	135 862	668	0	136 389	141	0	136 508	22
1	12 532	508	1	12 892	148	1	13 009	31
Õigesti kategoriseeritud lühiajalised töötud (%)		99.5			99.9			100.0
Õigesti kategoriseeritud pikaajalised töötud (%)		3.9			1.1			0.2
Kokku		103.4			101.0			100.2
0.7			0.8			0.9		
Prognoositud			Prognoositud			Prognoositud		
Päris	0	1	Päris	0	1	Päris	0	1
0	136 529	1	0	136 530	0	0	136 530	0
1	13 035	5	1	13 040	0	1	13 040	0
Õigesti kategoriseeritud lühiajalised töötud (%)		100.0			100.0			100.0
Õigesti kategoriseeritud pikaajalised töötud (%)		0.0			0.0			0.0
Kokku		100.0			100.0			100.0

Mudeli headuse hindamise puhul on oluline seda ka testida. Selles magistritöös testin mudelit ristvalideerimise meetodil. Ristvalideerimise puhul jagatakse andmestik k võrdseks osaks. K-st osast üks osa jääb testimiseks ja ülejäänud osad moodustavad kokku andmestiku, mille põhjal hinnatakse prognoosid. Sellist testimist korratakse k korda, kuni kõik k osa andmestikust on kasutatud testimiseks. Esimese mudeli ristvalideerimise tulemused on esitatud ROC-kõvera

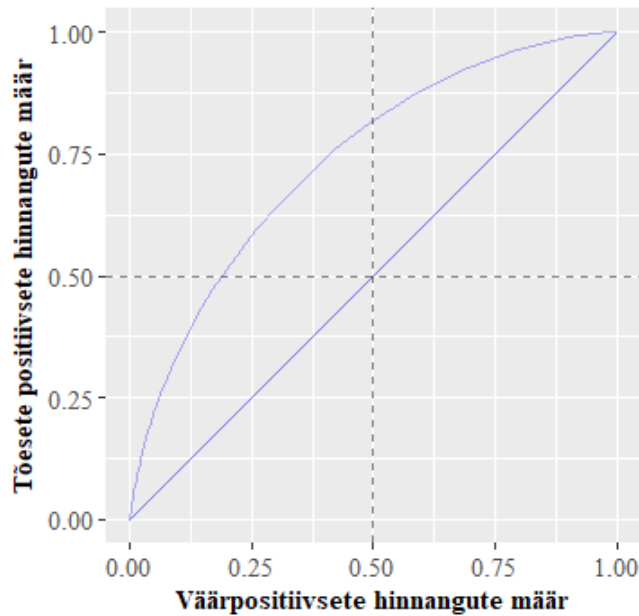
abil, kus kõikide mudelite tõeste positiivsete hinnangute määra ja väärnegatiivsete hinnangute määra suhtest on võetud iga läve korral keskmine (joonis 15).



Joonis 15. Esimese mudeli ristvalideerimisel saadud ROC-kõver

Ristvalideerimisel saadud keskmine ROC-kõver (*average ROC-curve*) sarnaneb olulisel määral joonisel 12 toodud esimese perioodi mudeli ROC-kõveraga ehk ristvalideerimine kinnitab mudeli prognoosivõimet. Silmaga ei ole võimalik erinevusi märgata, mis tähendab, et mudeli prognoosivõime ei muutu olulisel määral, kui seda erinevatel algandmestikust juhuslikult võetud valimitel testida. Seda kinnitab ka kõvera alla jääv ala, milleks on endisel 0,70 ehk mudel kategoriseerib õigesti 70% töötutest.

Mudeli täpsus on püsiv ka teise perioodi puhul (joonis 16). Keskmine ROC-kõver ja selle alla jääv ala näitab, et mudel kategoriseerib püsivalt õigesti 74% töötutest. Ristvalideerimise tulemused annavad kindlust loodud mudelite kasutamiseks töötute profileerimisel



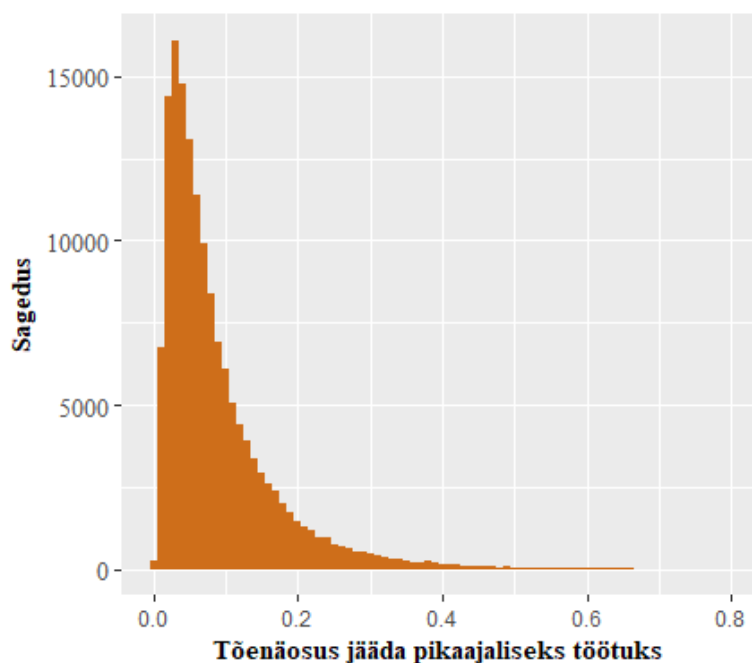
Joonis 16. Teise mudeli ristvalideerimisel saadud ROC-kõver

Statistilise profileerimise puhul kasutatakse mudeleid selleks, et prognoosida tõenäosust, et töötu jääb pikaajaliseks töötuks (või prognoositakse muud sarnast hinnangut). Kuna kahe perioodi mudelid erinevad üksteisest olulisel määral, lähen töötute profileerimisel edasi teise mudeliga. Teise mudeli pikaajalise töötuse prognoosi jaotus on toodud joonisel 17 ja kirjeldav statistika tabelis 7.

Joonis näitab, et enamik töötutel on tõenäosus jääda pikaajaliseks töötuks kuni 10%. Kõige sagedamini esinev pikaajaliseks töötuks jäämise risk on ligikaudu 5%. Üle 20% on tõenäosus jääda pikaajaliseks töötuks juba üsna vähestel töötutel, kuid on ka neid, kelle pikaajaliseks töötuks jäämise tõenäosus on üle 60%. Tabel 7 annab pikaajalise töötuse prognoosi jaotusest selgema pildi.

Tabel 7. Pikaajaliseks töötuks jäämise prognoosi kirjeldav statistika

Miinumum	Maksimum	Esimene kvartiil	Mediaan	Keskmine	Kolmas kvartiil
0.00	0.75	0.03	0.06	0.09	0.11



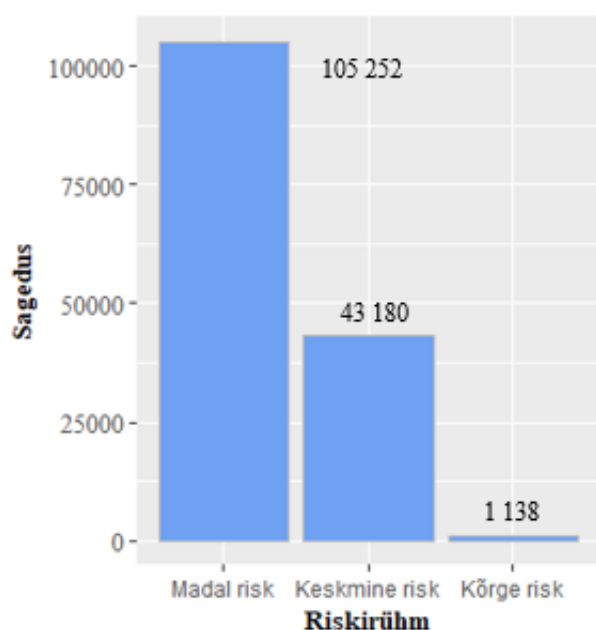
Joonis 17. Pikaajaliseks töötuks jäämise prognoosi jaotus

Kõige kõrgem pikaajaliseks töötuks jäämise prognoos on selle mudeli põhjal 75%. Nii kõrge prognoosi sai Ida-Virumaal, linnas elav mitte-eestlasest 55-59 aastane naine, kes ei räägi eesti keelt, kellel on teine haridustase (kutseharidus), kellel on viimasest hõivest möödas 5 aastat, kes on puudega ning kelle viimase ametiala valdkond oli ISCO järgi „tehnikud ja keskastme spetsialistid“. Madalaim hinnang on aga 0% (ümardatud väärtus) ehk põhimõtteliselt puudub võimalus, et inimene jääb pikaajaliseks töötuks. See kehtib aga kindla profiiliga inimestele üldiselt ning üksikisiku tasandil esineb loomulikult ka erandeid. Mediaaniks on 6% ehk 50% töötute pikaajaliseks töötuks jäämise risk on kuni 6%. Keskmine hinnang on aga 9%. 75% töötute pikaajaliseks töötuks jäämise risk on kuni 11%.

2.1.4. Töötute profileerimine koostatud mudeli põhjal

Olles hinnanud loodud profileerimismudeli prognoosivõimet, kontrollinud seda ristvalideerimise teel ja teades, et sellise prognoosivõimega mudeleid on edukalt teistes riikides töötute profileerimiseks kasutatud, lähen töötute profileerimisega loodud mudeli põhjal edasi. Paljudes riikides on töötute profileerimise mudelite põhiliseks ülesandeks töötutele ressursside jagamisel järjekorra moodustamine ehk kõrgema pikaajaliseks töötuks jäämise riskiga inimeste tuvastamine, et neid oleks võimalik ressursside jagamisel prioritseerida.

See, mitmesse kategooriasse (või profiili) töötud jagatakse, varieerub eri riikides üsna palju ning kirjanduses ei ole toodud välja motivatsiooni, miks just ühe või teise kategooriate arvu kasuks eri riikides otsustati ning kuidas täpselt kategoriseerimine toimub. Selles magistritöös võtan eeskuju Belgia tööturuasutuse töötute profileerimise praegustest arengusuundadest ning teen esmalt prognoositud pikaajaliseks töötuks jäämise tõenäosuse põhjal riskirühmad, mille alusel hiljem moodustuvad profiilid. Riskirühmi moodustan kolm eeldusel, et nii joonistuvad pikaajaliste ja lühiajaliste töötute kategooriad paremini välja, kui vaid kahe grupiga. Kõigepealt teen andmestiku kaheks, toetudes eksimismatriksile (tabel 6). Esimesse rühma jäävad töötud, kelle prognoositud risk pikaajaliseks töötuks jääda on alla 10% (optimaalne lävi eksimismatriksi järgi) ehk kelle risk on madal. Teise rühma jagan veelkord kaheks – keskmise riskiga rühma jäävad töötud, kelle pikaajaliseks töötuks jäämise prognoositud risk on 10-40% ja kõrge riskiga rühma moodustavad töötud, kelle prognoositud pikaajaliseks töötuks jäämise risk on üle 40%. Töötute jagunemine riskirühmadesse on esitatud joonisel 18.



Joonis 18. Töötute jaotumine pikaajalise töötuse riskirühmadesse

Jooniselt on näha, et üle poolte töötutest on kategoriseeritud kõige madalama pikaajaliseks töötuks jäämise riskiga rühma. Kõrge riskiga rühmas on kõigest 1 138 töötut ning keskmise riskiga rühma jäi 43 180 töötut. Tabel 8 näitab, kuidas on lühiajalised ja pikaajalised töötud rühmadesse jaotunud ehk kui täpne selline kategoriseerimine on.

Tabel 8. Töötute jaotumine riskirühmadesse

Riskirühm	Töötute kategooria	Vaatlusi rühmas	% riskirühmas	% tunnusekategoorias
Kõrge riskiga	Lühiajaline töötute	657	57.7	0.5
Kõrge riskiga	Pikaajaline töötute	481	42.3	3.7
Keskmise riskiga	Lühiajaline töötute	35 774	82.8	26.7
Keskmise riskiga	Pikaajaline töötute	7 406	7.2	56.8
Madala riskiga	Lühiajaline töötute	100 099	95.1	73.3
Madala riskiga	Pikaajaline töötute	5 153	4.9	39.5

Tabel näitab, et madala riskiga rühmas on 100 099 lühiajalist töötut ja 5 153 pikaajalist töötut ehk 73,3% lühiajalistest töötutest kategoriseeriti madala riskiga rühma, kuid madalasse riskirühma jäävad ka 39,5% pikaajalistest töötutest. Kui vaadata töötute jagunemist riskirühma sees, on 95,1% lühiajalised töötud ja ainult 4,9% pikaajalised töötud. Keskmise riskiga rühma kategoriseeriti 35 774 lühiajalist töötut ja 7 406 pikaajalist töötut. Kõikidest pikaajalistest töötutest kategoriseeriti 56,8% keskmise riskiga rühma ja kõigest 3,7% kõrgeima riskiga rühma. Vaid 0,5% lühiajalistest töötutest kategoriseeriti kõrgeima riskiga rühma. Kategooriatesse jaotumist saab aga täpsemaks muuta mudeli prognoosivõimet parandades, lisades mudelisse juurde teisi muutujaid. Liigituse täpsusest annab parema ülevaate tabel 9, kus on võrreldud riskirühmade kaupa töötuse kestuse tunnuse kirjeldavat statistikat.

Tabel 9. Tunnuse „töötuse kestus kuudes“ kirjeldav statistika riskirühmade kaupa

Riskirühm	Miinimum	Maksimum	Esimene kvartiil	Mediaan	Keskmine	Kolmas kvartiil
Kõrge riskiga	0	33	6	10	10	14
Keskmise riskiga	0	36	2	5	6	10
Madala riskiga	0	37	1	3	3.9	5

Tabel näitab, et kõikides rühmades on nii väga lühiajalisi töötuid (kõikides rühmades on minimaalne töötuse kestus alla kuu aja) kui ka töötuid, kes on töötud olnud juba 3 aastat. Olulised erinevused tulevad aga välja vaadates kvartiile ja keskmist. Kui madala pikaajaliseks töötuks jäämise riskiga rühmas on 25% töötute töötuse kestus olnud kuni kuu aega, siis kõrge riskiga rühmas on esimene kvartiil 6 kuud, mis on märkimisväärselt kõrgem. Madala riskiga rühmas on 50% töötutest tööle saanud kuni 3 kuuga, keskmises rühmas aga kuni 5 kuuga ning

kõrgeima riskiga rühmas on pooled töötud pidanud tööd otsima kauem kui 10 kuud. Kolmas kvartiil näitab, et madalaima riskiga töötutest on vähemalt 75% rakendunud kiiresti (kuni 6 kuuga), keskmise riskiga rühmas on see aeg aga märgatavalt pikem – 10 kuud ning kõrgeima riskiga rühmas on 75% rakendunud kuni 14 kuuga, mis tähendab, et koguni 25% kõrgeima riskiga riskirühma kuuluvatest töötutest on rakendunud rohkem kui 14 kuuga. Seega erinevad rühmad üksteisest märkimisväärselt ehkki kategoriseerimine ei ole täiesti täpne.

Selleks, et luua esmased töötute profiilid, millele toetudes on võimalik moodustada ressursside jagamise esmane järjekord, analüüsin seda, millise profiiliga inimesed eelpool kirjeldatud riskirühmadesse kategoriseeriti. Tunnused, mis on olnud riskirühmadesse kategoriseerimisel kõige olulisemad, võtan esmaste profiilide aluseks. Esmaste profiilide idee on prioritseerida koheselt töötud ilma täpse pikaajaliseks töötuks jäämise prognoosita (ilma mudeli hinnanguta) ning ilma täiendava infovajaduseta. Esmaste profiilide alusel luuakse töötuga esimene kontakt teatud ajal või viisil. Belgia tööturuasutuses prognoositakse mudeli põhjal töötule tõenäosus, et ta rakendub 180 päeva jooksul alles 35 päeva pärast registreerimist, kuid esimese kontakti aeg määratakse just esmase profiili alusel (Humbeeck *et al*, 2018). Madalmaades sõltub aga töötü profiilist see, kas temaga kohtutakse silmast-silma või juhendatakse vaid internetis (The Work Profiler ...2018). Tunnuste sagedustabelid, mille alusel otsustasin, millised tunnused esmaste profiilide aluseks võtta, ja nende analüüs on esitatud lisas 2.

Riskirühmadesse jagunenud töötute profiilide analüüsimisel selgus, et kõige rohkem prognoosivad seda, millisesse riskirühma töötü kategoriseeritakse töötü vanusegrupp, sugu, elukoht ja see, kas tal on puue või mitte. Oluline teadmine on veel see, millised tunnused seda tunduvalt vähem prognoosisid – inimese kodakondsus, inglise keele oskus ja see, kui kui palju aega on möödas viimasest hõivest. Võttes aluseks eelpool mainitud pikaajalise töötuse prognoosimisel olulised tunnused, loon töötute profiilid ning jagan profiilid keskmise pikaajaliseks töötuks jäämise riski alusel neljaks – risk on alla 5%; 5-10%; 10-20% või üle 20%. Profiilid on esitatud tabelis 10.

Tabel 10. Töötute esmane profileerimine

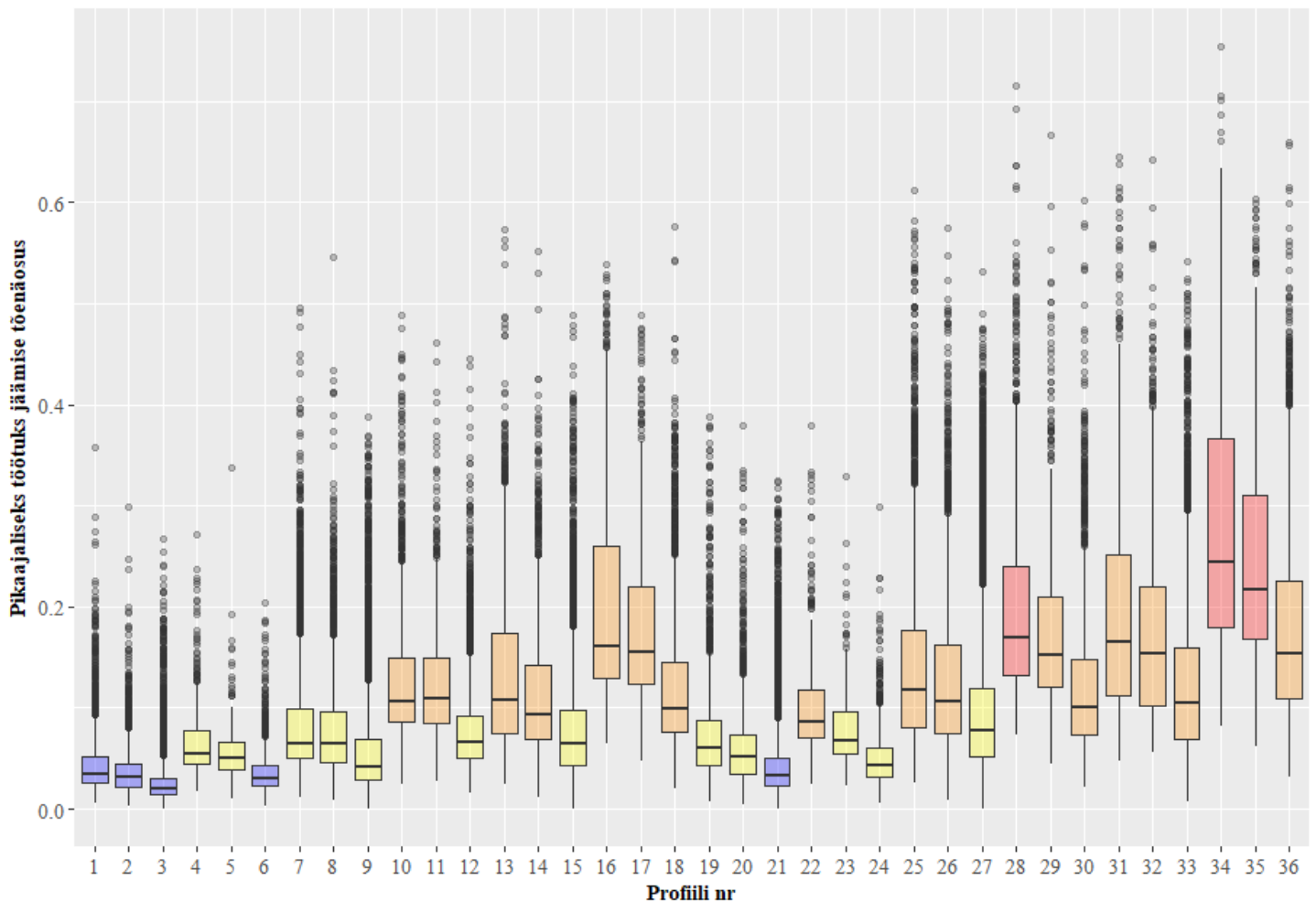
Profiili nr	Profiili kirjeldus				Sagedus	Keskmine risk jääda pikaajaliseks töötuks
	<i>Sugu</i>	<i>Vanusegrupp</i>	<i>Vaimne või füüsiline puue</i>	<i>Elukoht</i>		
1	M	Noored	Ei	Ida-Virumaa	4 235	Alla 5%
2	M	Noored	Ei	Riskipiirkond (Põlvamaa, Valgamaa, Raplamaa, Läänemaa, Võrumaa)	2 819	Alla 5%
3	M	Noored	Ei	Teised maakonnad	16 003	Alla 5%
4	M	Noored	Jah	Ida-Virumaa	622	5-10%
5	M	Noored	Jah	Riskipiirkond (Põlvamaa, Valgamaa, Raplamaa, Läänemaa, Võrumaa)	340	5-10%
6	M	Noored	Jah	Teised maakonnad	1 467	Alla 5%
7	M	Keskealised	Ei	Ida-Virumaa	5 159	5-10%
8	M	Keskealised	Ei	Riskipiirkond (Põlvamaa, Valgamaa, Raplamaa, Läänemaa, Võrumaa)	2 742	5-10%
9	M	Keskealised	Ei	Teised maakonnad	18 156	5-10%
10	M	Keskealised	Jah	Ida-Virumaa	1 860	10-20%
11	M	Keskealised	Jah	Riskipiirkond (Põlvamaa, Valgamaa, Raplamaa, Läänemaa, Võrumaa)	702	10-20%
12	M	Keskealised	Jah	Teised maakonnad	3 380	5-10%
13	M	Vanemaealised	Ei	Ida-Virumaa	2 891	10-20%
14	M	Vanemaealised	Ei	Riskipiirkond (Põlvamaa, Valgamaa, Raplamaa, Läänemaa, Võrumaa)	1 637	10-20%
15	M	Vanemaealised	Ei	Teised maakonnad	9 871	5-10%
16	M	Vanemaealised	Jah	Ida-Virumaa	1 376	10-20%
17	M	Vanemaealised	Jah	Riskipiirkond (Põlvamaa, Valgamaa, Raplamaa, Läänemaa, Võrumaa)	952	10-20%
18	M	Vanemaealised	Jah	Teised maakonnad	3 582	10-20%
19	N	Noored	Ei	Ida-Virumaa	2 940	5-10%
20	N	Noored	Ei	Riskipiirkond (Põlvamaa, Valgamaa, Raplamaa, Läänemaa, Võrumaa)	2 531	5-10%
21	N	Noored	Ei	Teised maakonnad	15 614	Alla 5%
22	N	Noored	Jah	Ida-Virumaa	386	10-20%
23	N	Noored	Jah	Riskipiirkond (Põlvamaa, Valgamaa, Raplamaa, Läänemaa, Võrumaa)	237	5-10%
24	N	Noored	Jah	Teised maakonnad	1 077	5-10%
25	N	Keskealised	Ei	Ida-Virumaa	3 846	10-20%

Profiili nr	Profiili kirjeldus				Sagedus	Keskmine risk jääda pikaajaliseks töötuks
	Sugu	Vanusegrupp	Vaimne või füüsiline puue	Elukoht		
26	N	Keskealised	Ei	Riskipiirkond (Põlvamaa, Valgamaa, Raplamaa, Läänemaa, Võrumaa)	2 855	10-20%
27	N	Keskealised	Ei	Teised maakonnad	19 090	5-10%
28	N	Keskealised	Jah	Ida-Virumaa	1 233	Üle 20%
29	N	Keskealised	Jah	Riskipiirkond (Põlvamaa, Valgamaa, Raplamaa, Läänemaa, Võrumaa)	763	10-20%
30	N	Keskealised	Jah	Teised maakonnad	2 895	10-20%
31	N	Vanemaealised	Ei	Ida-Virumaa	1 933	10-20%
32	N	Vanemaealised	Ei	Riskipiirkond (Põlvamaa, Valgamaa, Raplamaa, Läänemaa, Võrumaa)	1 351	10-20%
33	N	Vanemaealised	Ei	Teised maakonnad	8 556	10-20%
34	N	Vanemaealised	Jah	Ida-Virumaa	1 718	Üle 20%
35	N	Vanemaealised	Jah	Riskipiirkond (Põlvamaa, Valgamaa, Raplamaa, Läänemaa, Võrumaa)	948	Üle 20%
36	N	Vanemaealised	Jah	Teised maakonnad	3 803	10-20%

Tabelist on näha, et kõik kõige madalama keskmise pikaajaliseks töötuks jäämise riskiga töötud on noored. Isegi puudega noortel meestel, kes ei ela riskipiirkondades, on väga väike risk jääda pikaajaliseks töötuks. Veidi raskem on aga puudega noortel meestel Ida-Virumaal ja teistes riskipiirkondades, kuid pikaajaliseks töötuks jäämise tõenäosus jääb ka neil keskmiselt alla 10%. Noortel naistel on aga meestega võrreldes märgatavalt kõrgem risk jääda pikaajaliseks töötuks. Vaid riskipiirkondadest väljaspool elavate noorte naiste pikaajaliseks töötuks jäämise tõenäosus on keskmiselt alla 5%. Riskipiirkondades jääb see keskmiselt 5% ja 10% vahele. Raskem on ka puudega noortel naistel, eriti Ida-Virumaal, kus nende pikaajaliseks töötuks jäämise tõenäosus on keskmiselt 10-20%. Pea kõikide keskealiste naiste keskmine pikaajaliseks töötuks jäämise tõenäosus jääb samuti 10% ja 20% vahele. Raskem on aga puudega keskealistel naistel Ida-Virumaal. Nende pikaajaliseks töötuks jäämise tõenäosus on üle 20%. Keskealiste meeste olukord on veidi parem. Kõikides piirkondades jääb meestel, kellel ei ole vaimset või füüsilist puuet, tõenäosus pikaajaliseks töötuks jääda 5-10% vahele. Samasse vahemikku jääb see ka puudega meestel, kes ei ela riskipiirkondades. Riskipiirkondades elavatel puudega meestel ei ole aga pikaajaliseks töötuks jäämise risk samuti üle 20%. Sama kehtib ka

vanemaealiste meeste puhul. Vanemaealistel naistel, kellel on puue ja kes elavad riskipiirkondades, on aga pikaajaliseks töötuks jäämise risk keskmiselt üle 20%.

Karpiagrammil (joonis 19) on kujutatud kõik 36 profiili. Iga profiili kasti alumine piir näitab esimest kvartiili, joon keskel näitab mediaani ning ülemine piir näitab kolmandat kvartiili. Profiilid on värvitud kasutades sama põhimõtet, mis tabelis 10 (lillades profiilides on keskmine töötuse risk alla 5%, kollastes 5-10%, oranžides 10-20% ja punastes üle 20%).



Joonis 19. Pikaajalise töötuse prognooside jaotud profiilide kaupa

Jooniselt on näha, et kõikides profiilides on erandlikke kõrgeid prognoose, kuid kõrgema keskmise pikaajaliseks töötuks jäämise riskiga profiilides on ka selgelt esimene kvartiil ja ka mediaan kõrgemal (keskmine prognoos ei ole kõrge üksikute suuremate väärtuste pärast).

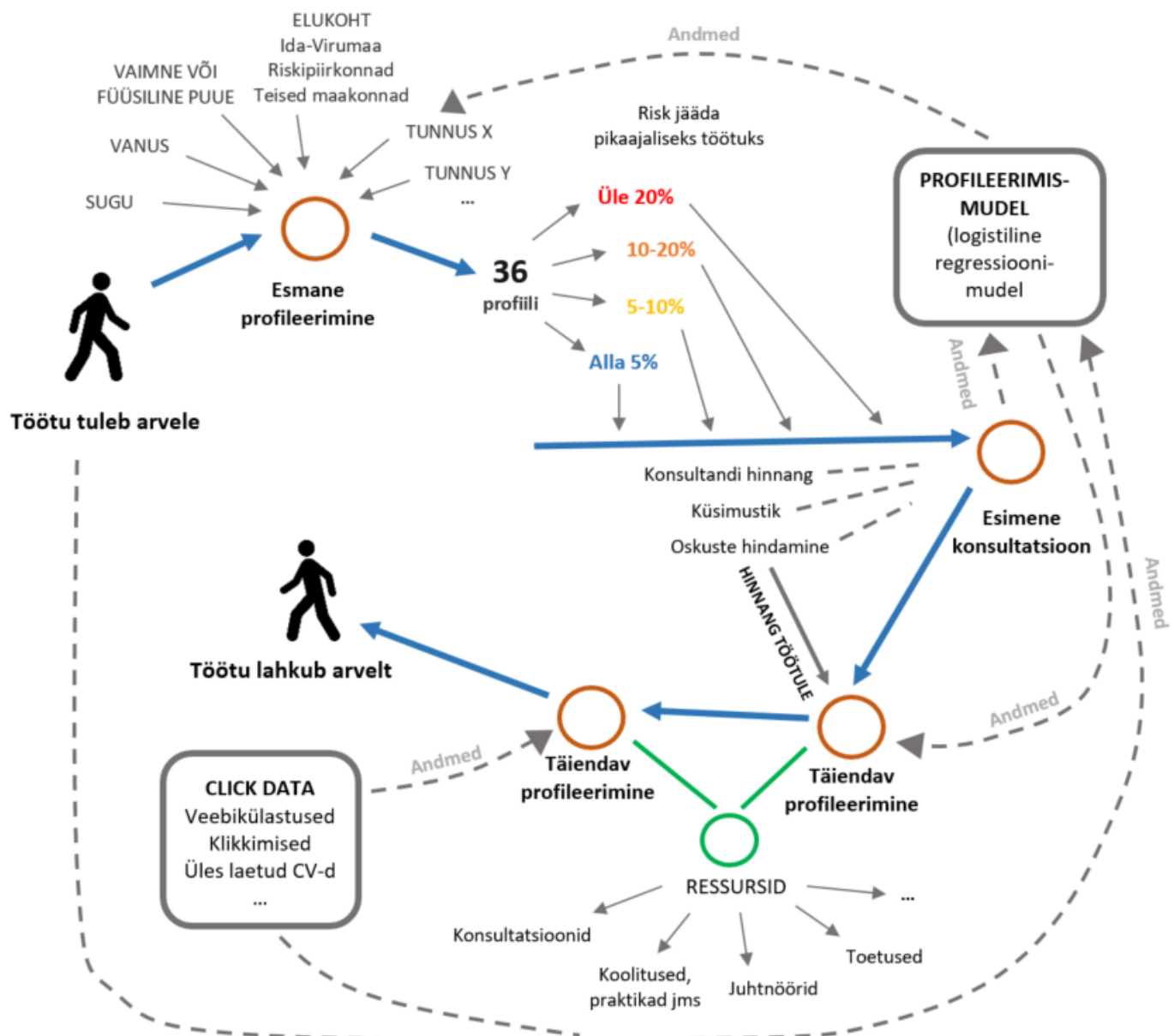
Loodud profiilide eesmärk on määrata töötutele ressursside jagamise esmane järjekord. Ressurssideks on enamasti kas esmane konsultatsioon silmast-silma, telefoni või interneti vahendusel. Töötute profileerimine on aga suurem süsteem, mis koosneb erinevatest osadest. Seda, kuidas magistritöös loodud esmaseid profiile ja pikaajaliseks töötuks jäämise tõenäosust prognoosivat mudelit praktikas töötukassa protsessides kasutada saaks, on kirjeldatud järgmises peatükis.

2.1.5. Töötute profileerimise süsteem

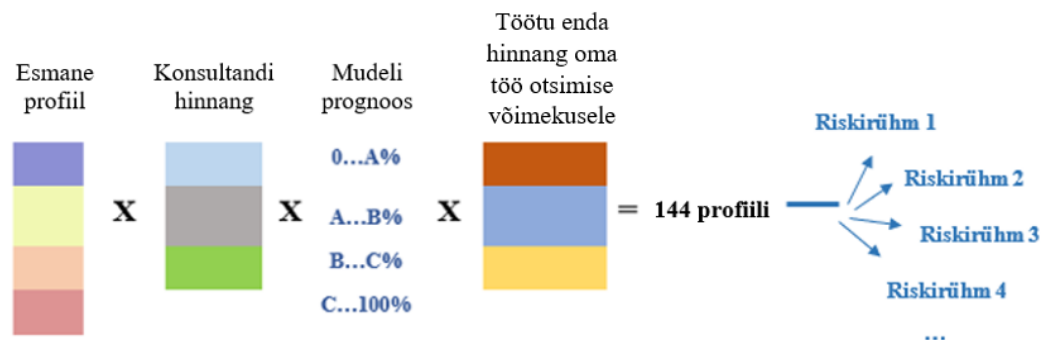
Mitme riigi töötute profileerimise praktika on näidanud, et ainuüksi mudelitest ei piisa. Kui konsultandid profileerimise mudeleid ei usalda, ei oska neid kasutada või nende kasutamine pole lihtsalt tehtud osaks töötutega tegelemise protsessist, jäävad need kiiresti kõrvale ning kaotavad oma väärtuse. Seetõttu on oluline näha töötute profileerimist laiemalt, süsteemina.

Olles tutvunud mitmete riikide profileerimissüsteemidega ning olles saanud inspiratsiooni Belgia tööturuasutuse plaanidest ja ideedest, näen Eesti Töötukassa loodavat profileerimissüsteemi kuueetapilisena (kujutatud joonisel 20). Esmalt registreerib töötu ennast töötukassas, mille käigus kogub töötukassa tema kohta andmeid. Seejärel toimub töötu esmane profileerimine ehk pikaajalise töötuse prognoosimisel oluliste tunnuste põhjal profiili määratlemine (magistritöös välja töötatud profiilid on esitatud tabelis 10, profiile on kokku 36). Vastavalt sellele, kas arvele tulnud töötu profiiliga töötute keskmine risk pikaajaliseks töötuks jääda on pigem kõrge või madal (millisesse neljast rühmast profiil kuulub), saab töötu endale esimese konsultatsiooni (võib olla nt silmast silma, telefoniteel või interneti vahendusel) aja. Kõrgema riskiga profiilidesse kuuluvate töötutega võetakse kiiremini ühendust, kui madalama riskiga profiilidesse kuuluvate töötutega. Esimesel konsultatsioonil võib töötul paluda täiendavate andmete saamiseks küsimustikke täita või oskuste hindamiseks teste teha, samuti võib töötu kohta hinnangu anda konsultant oma kogemuste ja teadmiste põhjal. Sellised täiendavad andmekogumisviisid võimaldavad profileerimisse tuua ka „pehmemaid tunnuseid“, mida kirjanduses soovitatakse, samuti on konsultandi hinnang oluline osa töötute profileerimisel pea kõikides Euroopa riikides, kus profileerimist kasutatakse. Saadud andmetega on suure tõenäosusega võimalik profileerimismudeli prognoosivõimet ka olulisel määral tõsta. Samuti on võimalik selles faasis koguda töötu enda hinnang oma töö otsimise oskusele ja võimele ise, konsultandi toele liigselt toetumata hakkama saada. Sellist hinnangut kasutatakse Belgias.

Esimesel konsultatsioonil saab konsultant enda hinnangu ja töötu esmase profiili põhjal koostada töötule esialgse töötsimiskava. Seejärel prognoositakse mudeliga (võttes aluseks magistritöös välja töötatud töötute profileerimise mudel) töötule pikaajaliseks töötuks jäämise tõenäosus. See prognoos kombineeritakse konsultandi hinnanguga, töötu enda hinnanguga ning luuakse esmaste profiilide loomise põhimõtet kasutades töötu täiendatud profiil ning jaotatakse ta selle alusel konkreetsesse riskirühma (kas risk pikaajaliseks töötuks jääda on pigem kõrge või madal). Täiendatud profiili loomise skeem on toodud joonisel 21.



Joonis 20. Autori visioon töötute profileerimise süsteemist
Allikas: autori koostatud



Joonis 21. Täiendatud profiili loomise skeem

Allikas: autori koostatud

Täiendatud profiili alusel saab üle vaadata esmase tööotsimiskava ning jagada töötule täiendavaid ressursse. Selleks, et vältida riski, et töötule antakse ekslik hinnang või et töötule ise üritab hinnangut ühele või teisele poole kallutada, on Belglased kaalunud töötule *click data* (klikkimise andmete) kogumist. Click data sisaldab informatsiooni selle kohta, kui tihti töötule tööturumeti süsteemi, platvormi, kodulehti kasutab ning mida ta nendel teeb. Selle informatsiooni põhjal on võimalik hinnata, kui motiveeritud on töötule tööd otsima või kui hästi ta ise sellega hakkama saab. Click data põhjal on võimalik ka töötule profiili vajadusel ümber hinnata. Ka Eesti Töötukassa võiks kaaluda *click data* abil töötute profileerimisega seotud riskide maandamist. Riskide maandamine on muuhulgas oluline ka selleks, et suurendada konsultantide usaldust profileerimismudelite ja -süsteemi vastu üldiselt.

Viimase etapina profileerimissüsteemis näen töötule arvelt lahkumist. Selles etapis tekivad andmed selle kohta, kui kaua töötule oli arvel, mis põhjusel ta arvelt lahkus, milliseid teenuseid ja millises mahus ta sai jne. Need andmed kajastuvad jällegi järgmisel perioodil profileerimismudelist saadud prognoosides.

Esitatud visiooni puhul peab arvestama, et see on üldine idee, põhineb suuresti teiste riikide kogemusel ning selle eesmärgiks on näidata, kuidas on võimalik erinevad töötute profileerimise komponendid ühtseks süsteemiks kokku panna. Selleks, et Eesti Töötukassa saaks profileerimist oma protsessides kasutada, tuleb esitatud visiooni kohandada töötukassa praeguste praktikate ja protsessidega. Süsteem peab sobituma ka töötukassa eesmärkidega ja arvestama ressurssidega, mida on võimalik süsteemi välja ehitamisel ning hiljem töös hoidmisel kasutada. Seetõttu on süsteemi täielikuks väljaarendamiseks vaja tunda töötukassa tegutsemispõhimõtteid ja siseprotsesse, mille analüüsimine on selle magistritöö skoobist väljas.

3. DISKUSSIOON JA SOOVITUSED

PROFILEERIMISMUDELITE TÄIENDAMISEKS NING PROFILEERIMISSÜSTEEMI VÄLJA ARENDAMISEKS

3.1. Mudeli kriitika

Magistritöös loodud profileerimismudel on Eesti töötute profileerimise mudeli esmane versioon. Selle eesmärk on katsetada töötute profileerimist, selgitades välja, kas Eesti Töötukassa poolt hetkel kogutavatel registriandmetel on võimalik luua töötute profileerimise mudel, mille prognoosivõime vastab teistes riikides kasutatavate mudelite prognoosivõimele. Töötukassal on võimalik loodud mudelit täiendada ja parandada ning täiendatud mudelit töötute profileerimisel kasutada. Järgnevalt esitan aga esmase profileerimismudeli kitsaskohad, millele tuleks mudeli täiendamisel tähelepanu pöörata.

3.1.1. Ebatäielikud andmed

Kuna töötukassa andmed on hetkel eri registrites ning nende ühendamise on keeruline ning ajamahukas protsess, sain magistritöös kasutada vaid ühe registri andmeid. Seetõttu on loodud profileerimismudelil puudu näiteks andmed teenuste kohta, mida töötule on saanud. Loodud mudel prognoosib arvele tulnud töötule pikaajaliseks töötuks jäämise tõenäosuse juba arvelt lahkunud töötute andmete põhjal. See tähendab, et prognoosi võib oluliselt mõjutada see, milliseid teenuseid töötud on mudelis kajastuvatel perioodidel saanud. Seda juhul, kui teatud teenuste saamine mõjutab rakendumise kiirust (mis on üldiselt teenuste pakkumise eesmärgiks). On võimalik, et teenuseid on töötud saanud kindlate põhimõtete alusel (nt mõne demograafilise tunnuse alusel) ja seetõttu erineb ühe grupi keskmine töötuse kestus oluliselt teise grupi omast. See võib omakorda mõjutada seda, millised profiilid mudeli põhjal luuakse. Profileerimismudeli kasutamisele võtmisel tuleks eeltoodud põhjustel mudelisse tuua ka teenuste saamisega ja meetmetes osalemisega seotud tunnused ning hinnata nende mõju (minevikuandmetelt prognoosimisel).

Lisaks jäid mudelist välja detailsemad andmed töötuse ning ka töötamise perioodide kohta. Näiteks ei olnud hetkel võimalik mudelisse lisada infot selle kohta, kui mitmel korral on töötu ennast töötukassas arvele võtnud või kui pikad on olnud tema eelmised töösuhted. Lisaks ei kajastu mudelis töötu viimati saadud töötasu suurus. Tunnuseid, mida kirjanduses on soovitatud profileerimismudelitesse lisada, kuid mis selle magistritöö raames ei olnud kättesaadavad, on palju. Järgepidevalt soovitatakse profileerimisel kasutada näiteks pehmeid tunnuseid, mida töötukassas aga hetkel veel väga palju ei koguta. Samuti ei ole mudelis andmeid inimese tervisliku seisundi kohta, mis kindlasti töö otsimist oluliselt mõjutab. Eelpool mainitud andmete mudelisse lisamine parandaks suure tõenäosusega mudeli prognoosivõimet olulisel määral. Ehkki magistritöös loodud mudeli prognoosivõime on rahvusvahelist töötute profileerimise kogemust arvestades üldiselt piisav, on mitmetes riikides kasutusel ka oluliselt parema prognoosivõimega mudelid, mille poole tasuks pöörduda.

3.1.2. Andmete kvaliteet

Lisaks sellele, et magistritöös ei olnud võimalik teatud andmeid kasutada, oli mõningaid probleeme ka nende andmetega, mida mudelis kasutasin. Töötukassalt saadud andmestik on väga suur, mis võimaldas teha põhjalikku analüüsi, kuid andmetes oli märkimisväärselt palju puuduvaid väärtusi. Eriti oli see probleemiks esimese perioodi andmete puhul. Võimalik, et põhjuseks on andmekogumispraktika ebapiisav reguleeritus ning ühtsed praktikad vajavad ülevaatamist, kas siis töötukassa sees või ka laiemalt (töötukassa kasutab ka teiste asutuste poolt kogutud andmeid). Puuduvate väärtuste suur hulk tekitas vajaduse iga tunnuse juurde luua kategooria „teadmata“, mis võib mudeli täpsust negatiivselt mõjutada, kui kategooria vaatluste arv kasvab väga suureks. Samuti muudab see mudeli tõlgendamise keerulisemaks. Kuigi tunnustevaheliste seoste hindamine ei ole profileerimismudelite eesmärgiks, võiksid mudelid olla siiski võimalikult arusaadavad.

Veelgi suuremat mõju omas mudeli kvaliteedile see, et mitmed tunnused olid kodeeritud selliselt, et neid oli mudelis raske kasutada. Näiteks ei saanud mõne tunnuse puhul eristada, kas tunnuse väärtus on teadmata või on tühjal lahtril kindel sisu. Selline probleem tekkis näiteks viimast hõivet puudutavate tunnuste puhul. Otseselt ei olnud võimalik eristada, kas töötul puudus töökogemus või oli tema eelmise töökoha kohta informatsioon puudu. Samuti on küsitav hariduse tunnuse kodeerimise täpsus (vaata lisa 1).

3.1.3. Rahvusvahelise kogemuse pinnapealne kirjeldatus kirjanduses

Ehkki kirjandust töötute profileerimise kohta leidub väga palju ning informatsiooni on võimalik leida ka eri riikide töötute profileerimise kogemuse kohta, on see info üpris üldsõnaline. Profileerimismudelite kohta detailsemat (mis tüüpi mudelit, milliseid tunnuseid, milliseid tunnuste kategooriaid kasutatakse ning kui tihti mudel ümber hinnatakse jms) informatsiooni leidub väga vähe. Seega on magistritöös loodud mudelit teistes riikides kasutatavate mudelitega keeruline võrrelda. Toetuma peab põhiliselt vaid mudelite prognoosivõime võrdlusele. Samuti ei ole väga palju informatsiooni profileerimissüsteemide kohta üldiselt, mistõttu ei ole võimalik ka põhjalikult analüüsida, kuidas teistes riikides profileerimissüsteem tervikuna välja näeb ning milliseid probleeme peaks Eesti Töötukassa töötute profileerimise süsteemi loomisel vältima.

3.2. Soovitused profileerimismudeli täiendamiseks ning profileerimissüsteemi loomiseks

Kuna statistilise profileerimise eesmärgiks on teha töötutele ressurside suunamisel andmetepõhiseid ning kvaliteetseid otsuseid, peab loodud mudel olema võimalikult täpne. On mitmeid võimalusi, kuidas magistritöös loodud töötute profileerimise mudelit täiustada.

3.2.1. Uute tunnuste lisamine ning andmekogumispraktikate ühtlustamine

Nagu eelmises peatükis sai välja toodud, on mitmeid tunnuseid, mille lisamist mudelisse tuleks kaaluda. Profileerimismudelite eesmärk on saada võimalikult täpne prognoos, mistõttu sageli „kuhjatakse“ väga palju tunnuseid mudelisse. Belgia tööturuasutuses kasutatavas töötute profileerimise mudelis on näiteks üle 1500 tunnuse (või tunnuste kategooria). Nii suur tunnuste arv on töötute profileerimisel pigem erandiks, kuid kõik mudelid on siiski üsna rikkalikud.

Esimest tüüpi tunnused, mida hetkel mudelis pole, kuid mis kirjanduse põhjal võiksid seal kindlasti olla, on „pehmed tunnused“. Seda, kui lihtne või keeruline on töötul tööd leida, võib oluliselt mõjutada töötute tervislik seisund, tema töötamise motivatsioon, iseloom jms. Magistritöös kirjeldatud töötute profileerimise süsteemi visioonis toimuks selliste andmete

kogumine esimesel konsultatsioonil. Seda tüüpi andmeid kogutakse tihti küsimustikega. Esindatud võiksid olla ka oskustega seotud andmed, näiteks juhilubade olemasolu, üldine arvutikasutamisoskus, spetsiifilised tööga seotud oskused (nt programmeerimiskeelte valdamine, arvutitarkvara tundmine, teatud süsteemide-programmide oskus jms). Selliste andmete kogumine eeldab tõenäoliselt spetsiaalse oskuste hindamise süsteemi loomist, sest inimesed ei pruugi ise oma oskuseid osata objektiivselt hinnata või nad võivad esitada valeinformatsiooni. Samuti võib inimese iseloomuga seotud andmete kogumisel olla tarvilik kasutada professionaali poolt läbi viidud psühholoogilist hindamist. Siiski peab tähelepanu pöörama sellele, kas selliste andmete kogumine ja mudelisse lisamine oleks kulu-tulus.

Teiseks peaks mudeli väljatöötamise faasis kindlasti mudelisse lisama teenuste saamise andmed, et mudeli prognoos poleks sellest mõjutatud, milliseid teenuseid on töötutele suunatud (vaata peatükk 3.1.2.) ning profiilid sellest tingituna valedele seostele üles ehitatud. Samuti aitaks mudeli prognoosivõimet tõenäoliselt parandada viimase hõivega (palk viimasel töökohal, tööstaaž, viimase töösuhte pikkus) ning töötuse perioodiga seotud (arvele võtmise kordade arv, töötuse perioodi kogupikkus) täiendavate andmete lisamine. Need andmed peaksid olema töötukassale juba praegusel hetkel erinevate andmebaaside ühendamisel kättesaadavad.

Pikaajaliseks töötuks jäämist prognoosivate oluliste tunnuste mudelisse lisamise kõrval on sama oluline ka see, et lisatud andmed oleksid kvaliteetsed. Kui näiteks teatud tüüpi andmeid kogutakse vaid osades töötukassa büroodes ning andmetes on seetõttu palju puuduvaid väärtusi või kui andmete kogumise protsess ei ole üle Eesti ühtne (näiteks oskuste hindamist ei viida igal pool läbi samadel põhimõtetel või küsimustikud erinevad üksteisest), võib see mudeli täpsust oluliselt mõjutada. Seetõttu on eriti andmete puhul, mida töötukassa veel ei kogu, väga oluline, et nende kogumise metoodika oleks selgelt läbi mõeldud ja standardiseeritud.

3.2.2. Soovitused profileerimissüsteemi loomiseks

Üheks põhiliseks töötute profileerimisega seotud mureks, mis välisriikide kogemuse analüüsist välja tuli, on konsultantide vähene usaldus profileerimismudelite vastu ning nende vastuseis töötute toetamise protsessi muutmisele. Selleks et vältida olukorda, kus profileerimissüsteemi ei hakata kasutama, isegi kui see on andnud häid tulemusi, on oluline kaasata konsultandid olulisel määral juba süsteemi loomise protsessi. See võimaldab luua süsteemi, mis tõepoolest abistab konsultante nende igapäevatöös, mitte ei too kaasa vaid lisakohustusi. Samuti muudab

see konsultantide jaoks profileerimise protsessi selgemaks ja läbipaistvamaks, tõstes suure tõenäosusega ka nende usaldust süsteemi vastu.

Lisaks soovitatakse kirjanduses profileerimissüsteemi juurutamise esimestes faasides läbi viia põhjalikke koolitusi, mis aitavad samuti töötukassa töötajatel süsteemi toimimisest selgemat pilti saada, profileerimise tulemusi paremini tõlgendada, kasutada ja ka töötutele vajadusel kommunikeerida. Töötajate (eriti konsultantide) tugisüsteem töötute profileerimise süsteemiga kohanemiseks tuleks välja töötada koos süsteemi endaga.

Ehkki välisriikide kogemusest leidub profileerimismudeleid, mis on väga hea prognoosivõimega ning kuigi usun, et ka magistritöös loodud mudeli prognoosivõimet on võimalik selles peatükis jagatud soovitusi järgides oluliselt tõsta, ei ole need mudelid siiski täiuslikud. Selleks et vältida mudeli ebatäpsetest hinnangutest tulenevaid riske, peaks töötukassa järgima paljude Euroopa riikide eeskju ning kasutama statistilise profileerimise kõrval ka näiteks konsultandi hinnangul põhinevat profileerimist. Konsultant võiks oma hinnangu töötule anda pärast esimest konsultatsiooni ning selle hinnangu võiks seejärel kokku kaaluda mudeli prognoosiga. Konsultantidel on kogemusi ja teadmisi, mis võivad aidata märgata töötule iseloomulikke jooni, mis mõjutavad oluliselt seda, kui keeruline või lihtne on töötul tööd leida, kuid mis ei kajastu mudelis. Samuti aitaks kombineeritud profileerimissüsteem vältida olukorda, kus konsultandid ei tunne ennast enam vajalikena.

Selleks et profileerimismudelid oleksid võimalikult hea prognoosivõimega, tuleb need regulaarselt ümber hinnata. Nagu selgus ka majanduskriisiaegse perioodi ja hilisema perioodi profileerimismudelite võrdlusest, mõjutab majandustsükkel olulisel määral ka tööturгу ja seeläbi töötute rakendumist. Mudelite regulaarne ümberhindamine värskeematel andmetel võimaldab säilitada mudeli kõrget prognoosivõimet ning märgata seoseid, mis tulenevad väliskeskkonnast, mitte töötute profiilist. Siiski tuleb mudelite ümberhindamisel silmas pidada seda, et aegread ei läheks liiga lühikeseks, et olulisi seoseid tuvastada.

Üheks võimaluseks, kuidas töötute profileerimisel riske vähendada on järgida Belgia tööturuasutuse eeskju ning koguda töötute kohta ka *click-data*'t. *Click-data* annab parema ülevaate töötute võimest iseseisvalt töö otsimisega tegeleda ning aitab tuvastada töötud, kes ei ole ühel või teisel põhjusel tegelikult motiveeritud tööd leidma. *Click-data* põhjal võib töötute profiili vajadusel ümber hinnata või võib ka teatud töötukassa veebiplatvormidel käitumise viisidele kohandada kindlad tegevusmustrid, näiteks piirata ligipääsu teatud teenustele, kui töötute veebikäitumine viitab piisavalt selgelt sellele, et töötute ei ole motiveeritud tööd leidma.

Lisaks profileerimismudeli regulaarsele ümberhindamisele tuleks teatud aja tagant ümber hinnata ka töötute esmased profiilid. Võimalik, et ajaga muutuvad tegurid, mis on pikaajalise töötuse prognoosimisel kõige olulisemad (näiteks tõi suure muutuse endaga kaasa Töövõimereform). Samuti tuleb profileerimisel arvestada sellega, et see mõjutab ressursside jagamise põhimõtteid, mis omakorda võib luua uusi seoseid. Näiteks kui vanematele naistele hakatakse profileerimise tulemusel esmajärjekorras ja suuremas mahus ressursse suunama, võib nende keskmine rakendumise aeg hakata vähenema, mistõttu teatud perioodi möödudes võivad sellise profiiliga töötud mudelis kajastuda hoopis kui „kerged töötud“, kellele ei ole vaja nii palju tähelepanu pöörata. See trend võib aga kohe vastupidiseks pöörata, kui hakatakse prioritseerima teiste profiilidega töötuid. Seega võib tekkida justkui nõiaring, mille vältimiseks tuleb arvestada sellega, et profileerimissüsteem vajab pidevat edasiarendust ning analüüsimist, et leida optimaalsed lahendused. Pikas perspektiivis tasuks kaaluda ka teenuste mõju hindamist profiilide kaupa.

Kindlasti peaks töötute profileerimine olema kooskõlas ka riigi ja töötukassa üldiste eesmärkide, prioriteetide ja põhimõtetega ehk vältida tuleb olukorda, kus konsultantidele on tekitatud stiimulid kergemate töötutega töötamiseks (näiteks määratakse boonuseid selle lausel, kui palju kliente on teatud perioodil rakendunud). Kui teatud profiiliga töötuid nähakse koheselt kui lootusetuid juhtumeid, võib tekkida olukord, kus keegi ei soovi selliste töötutega tegeleda ning nad ei saa toetust, mida neil oleks vaja. Seega tuleb pöörata tähelepanu sellele, et töötute profileerimine ei muutuks põhjenduseks, miks osa töötuid jätta tähelepanuta.

Eelnimetatud käitumisviisid võivad soosida väga suure probleemi tekkimist, mille eest ka kirjanduses hoiatatakse — diskrimineerimine. Diskrimineerimise küsimus tõstatub suure tõenäosusega koheselt, kui profileerimise tulemusel satuvad teatud tunnustega (mis käivad põhiseaduse alusel diskrimineerimise alla) inimesed raksemasse olukorda. Profileerimisega seotud diskrimineerimise teema on väga lai ning vajab eraldi analüüsi, mis on selle magistritöö skoobist väljast. Kuna see on aga väga tõsine risk, tuleb sellele mõelda ka juba profileerimissüsteemi väljatöötamise algfaasis ning kindlasti kaaluda sellel teemal põhjaliku uuringu läbiviimist enne profileerimissüsteemi loomist.

Kokkuvõttes soovitan rahvusvahelisele (suuremas osas) positiivsele kogemusele tuginedes Eesti Töötukassal luua töötute profileerimise süsteem, et oma ressursse efektiivsemalt suunata. Profileerimissüsteemi aluseks soovitan võtta binaarse logistilise regressioonimudeli, sest seda tüüpi mudeli kasutamise ajalugu töötute profileerimisel on kõige pikem ning seniste analüüside

põhjal ei jää seda tüüpi mudeli prognoosivõime alla keerukamatele mudelitele. Magistritöös loodud mudelile soovitan lisada juurde erinevaid töötuse perioodiga, eelmise hõivega ning saadud teenustega seotud tunnuseid ning lisaks „pehmed tunnused“, mida on võimalik koguda näiteks küsimustikuga. Mudeli põhjal soovitan luua esmased profiilid, mis määravad töötute esmase ressursside saamise järjekorra. Töötute kohta soovitan koguda ka *click-data*'t, et vähendada ebatäpse prognoosimise riski. Samal põhjusel tuleks statistilist profileerimist kombineerida konsultandi hinnangul põhineva profileerimisega.

Töötute profileerimise süsteemi väljatöötamisse soovitan olulisel määral kaasata konsultante, et suurendada nende usaldust süsteemi vastu ning muuta see võimalikult kasutajasõbralikuks. Lisaks soovitan mudelid ja esmased profiilid regulaarselt ümber hinnata, et hoida kõrget mudeli prognoosivõimet. Samuti tuleks pidevalt analüüsida ja vajadusel kohandada profileerimise protsessi ja süsteemi, et eristada profileerimise mõju üldisematest tööturu muutustest ning seeläbi ennetada valede otsuste tegemist.

4. KOKKUVÕTE

See magistritöö on aluseks Eesti Töötukassas loodava uue aruandlus- ja statistikamooduli töötute profileerimise osale, kogudes kokku rahvusvahelise hea praktika ning katsetades Eesti töötute profileerimist töötukassa registriandmetel. Töötute profileerimise vajadus tuleneb sellest, et töötukassa ressursid, mida töötutele suunata, on piiratud. Seetõttu tuleb teha otsus, kellele millal ja kui suures mahus neid ressursse jagada. Töötute profileerimise süsteemi eesmärk on selle otsuse tegemist toetada.

Töötute profileerimine põhineb mõttel, et ressursid tuleb eelkõige suunata sinna, kus nendest on kõige rohkem kasu. Selleks, et hinnata, millised töötud kõige enam abi vajavad ning kellel ressurssidest enim kasu oleks, kasutataksegi sageli profileerimist. Selles magistritöös lõin töötute profileerimiseks statistilise mudeli ning esitasin enda visiooni, kuidas sellele mudelile toetudes üles ehitada töötute profileerimise süsteem.

Magistritöös loodud binaarne logistiline regressioonimudel prognoosib tõenäosust, et töötu jääb pikaajaliseks töötuks. Paljude riikide tööturuasutustes profileeritakse just pikaajalist töötust, sest see toob sageli kaasa palju negatiivset. Näiteks mõjub pikaajaline töötus halvasti inimese tervisele, perekonnale ja enesehinnangule. Kõige suuremaks murekohaks on see, et töötuse kestel väheneb töötu tõenäosus tööd leida. Seetõttu on oluline pikaajalist töötust ennetada.

Loodud mudelis prognoosivad pikaajaliseks töötuks jäämist mitmed demograafilised, inimeste oskustega, eelmise töökoha, töötuse perioodi ja määratud töötutoetusega seotud tunnused. Magistritöös lõin esmalt kaks mudelit – viimaste aastate ja majanduskriisi perioodi andmetel hinnatud mudeli. Mudelite võrdlusest selgus, et majandustsükkel mõjutab tööturгу ning seeläbi mudelit oluliselt, mistõttu tuleb mudelid üles ehitada üsna värskele andmetele ning need regulaarselt ümber hinnata. Viimase kolme aasta andmetele loodud mudeli prognoosivõime on 74%, mis on rahvusvahelist kogemust vaadates arvestatav täpsus. Mudeli prognoosivõimet kontrollisin ristvalideerimise teel ning see on püsiv.

Mudeli prognooside põhjal lõin esimesed profiilid, mille kategoriseerisin vastavalt nende keskmisele pikaajaliseks töötuks jäämise tõenäosusele. Nende profiilide abil on võimalik

moodustada järjekord, mille alusel töötud saavad esimesele konsultatsioonile. Esimesel konsultatsioonil saab töötü kohta koguda veel andmeid, mida profileerimismudelisse lisada. Samuti on võimalik töötute profileerimise protsessi lülitada konsultandi hinnangul põhinev profileerimine. Konsultant võiks oma hinnangu töötule anda pärast esimest konsultatsiooni. Kombineeritud profileerimine tõstaks profileerimissüsteemi vastu usaldust ning suure tõenäosusega parandaks ka profileerimise täpsust.

Mudeli prognoosi, esmast profiili ja konsultandi hinnangut saab kombineerida veel töötute hinnanguga enda võimele iseseisvalt tööd otsida ning töötute *click-data* 'ga. Erinevate meetodite kasutamine profileerimissüsteemis minimeerib riske ning muudab profileerimise täpsemaks.

Teiste riikide tööturuasutuste kogemuste analüüsist selgus aga, et isegi kui profileerimismudel on väga täpne, ei pruugi töötute profileerimine protsessi juurduda, kui konsultandid süsteemi ei usalda või kui profileerimissüsteem tekitab pigem tööd juurde, mitte ei muuda tööülesannete täitmist lihtsamaks. Seega tuleb töötute profileerimise süsteemi loomisel kindlasti mõelda ka konsultantide süsteemi disainiprotsessi kaasamisele ning võimalikult ulatusliku tugisüsteemi loomisele, mis konsultante süsteemi juurutusprotsessis abistab.

Rahvusvahelisele kogemusele tuginedes võib öelda, et profileerimissüsteemid muudavad enamasti tööturuasutusi ressursside suunamisel efektiivsemaks, mistõttu Eesti Töötukassal tasuks vastava süsteemi loomist kindlasti kaaluda, kuid arvestada tuleb sellega, et süsteemi juurutamine võib olla aeganõudev ja keerukas protsess. Samuti tuleb kindlasti pidada silmas, et profileerimine võib soosida diskrimineerimist ning selle vältimiseks tuleb profileerimissüsteemi toel tehtud otsuseid pidevalt kriitiliselt analüüsida. Samuti tuleb juba süsteemi loomise protsessis arvestada sellega, et profileerimine muudab ressursside jagamise praktikat, mis võib omakorda muuta seda kui edukalt teatud profiiliga inimesed rakenduvad. Ehkki see ongi profileerimise eesmärgiks, tekib ühteaegu ka vajadus pidevalt süsteemi uuendada ja muutunud olukorraga kohandada, et kindlustada ressursside järjepidev optimaalne jagamine.

SUMMARY

PROFILING THE UNEMPLOYED ON THE REGISTRY DATA OF THE ESTONIAN UNEMPLOYMENT INSURANCE FUND

Elsa Trumm

This Master's thesis is a baseline study for the profiling system that will be developed as a part of the new reporting and statistics module at the Estonian Unemployment Insurance Fund (Eesti Töötukassa). The aim of the study is to gather the best practices of Public Employment Services (PES) around the world to build a strong foundation for the Estonian system and to create a first version of the statistical profiling model that the system is going to be built upon.

The need for profiling the unemployed comes from the fact that the resources that any PES has, are limited. Therefore, a decision must be made to whom, at what time and in what volume the resources should be given. The purpose of a profiling system is to support that decision by providing useful information on the current situation of the unemployed.

The main idea behind profiling the unemployed is that for optimal resource allocation, resources should be directed to where they have the biggest impact. However, this raises the question of how to determine who benefits most from these resources. Profiling is often used to answer this question.

There are many different types of profiling. In this master's thesis, a vision of a profiling system is outlined where a statistical profiling model acts as the foundation. The model created is a binary logistic regression model and it predicts the risk of becoming long-term unemployed. Predicting long-term unemployment is very common in PES-s around the world since it has many negative effects on the health, family and self-esteem of the unemployed. Furthermore, the probability of finding a job diminishes during the unemployment period. For these reasons, it is very important to prevent long-term unemployment.

In the profiling model created in this thesis, the risk of becoming long-term unemployment is predicted by demographic characteristics as well as data on the last employment,

unemployment period and skills of the unemployed. At first, two different models were created to assess the effect of economic cycles on the model. The first model relied on data from 2009-2011 (the period of economic crisis) and the second model on data from 2015-2017. Comparing the two models proved that economic cycles do indeed significantly alter the models and therefore showed that profiling models should be built upon quite current data and regularly re-evaluated. The predictive power of the second model was 74% which is acceptable considering the experience of other PES-s. The model was validated using the cross-validation method.

Based on the predictions from the model, 36 profiles were created by determining which characteristics affect the predictions the most. These profiles were then categorized based on the mean risk of becoming unemployed and they could be used to create an initial order in which the unemployed will receive their first consultation. Additional information on the unemployed could be gathered at that initial consultation by using for example, surveys, interviews or skills assessment. Caseworker profiling should also be included in this phase. The caseworker would in that case give an assessment to the unemployed that is weighed together with the prediction from the model. Profiling systems where statistical models are combined with caseworker profiling, tend to be received better and seen as more trust-worthy.

The predictions from the model, caseworker profiling and initial profiles could also be combined with the self-assessment of the unemployed (self-assessment on their ability to independently look for jobs) and their *click-data* from the online platforms and webpages of Eesti Töötukassa. The combination of different profiling methods diversifies risks and increases the accuracy of the system.

The analysis on the international experience in profiling the unemployed showed that implementing a profiling system could be a failure even if the model on which it is based on is very accurate. This could be the case when caseworkers distrust the system or if they feel that it only adds to the work-load instead of helping with it. To prevent this from happening, the caseworkers should be involved in the designing process of the system and much thought should be put into the supporting systems when profiling is implemented.

When assessing the international experience, it is clear how profiling systems could better the resource allocation of PES-s, including Eesti Töötukassa. However, there are certain things that need to be taken into account when creating such a system. The system is likely to fail when enough thought and effort is not put into the implementation period. The possibility of the

system encouraging discrimination should also be kept in mind and a thorough analysis on the subject should also precede the designing process of the system. Finally, the profiling system should never be seen as the final product since profiling will change the process of allocating resources which in turn will create some changes in the profiles. It should be understood and communicated that certain changes could come from developments on the labour market but some come from profiling itself. These changes could reverse as soon as the profiles are recalculated. For this reason, constant monitoring and updating of the system is crucial.

Lisa 1. Registreeritud töötute jagunemine mudelis kasutatavate tunnuste kaupa

Tabelis 11 on esitatud registreeritud töötute jaotus erinevate mudelis kasutatavate tunnuste kaupa. Sooline jaotus on perioodidel üsna sarnane, kuid kriisi ajal oli meeste osakaal registreeritud töötutest natuke suurem. Üldiselt on aga registreeritud töötute hulgas naisi ja mehi üprisriski võrdselt. Eesti kodakondsusega inimeste osakaal on mõlemal perioodil üsna sama. Eesti kodakondsusega registreeritud töötute osakaal on umbes 75%. Tähelepanu tuleb aga juhtida sellele, et 12-15% töötute puhul pole kodakondsust ära määratud.

Elukoha (kas linnas või väiksemas asulas) osas on keeruline kahte perioodi võrrelda, sest esimesel perioodil oli väga palju töötuid, kelle puhul seda informatsiooni ei ole kogutud (üle 40%). Teise perioodi andmestikust, kus see info on pea kõigilt registreeritud töötutelt kogutud, selgub aga, et võrreldes Eesti olukorraga üldiselt (linnades elab veidi üle poole rahvastikust (Eesti Statistika andmebaas ...2018)), on registreeritud töötute hulgas ebaproportsionaalselt palju linnades elavaid inimesi. Oluline on aga eelkõige see, kas on mingi oluline erinevus selle vahel, kui kiiresti rakenduvad töötud, kes elavad linnas ja töötud, kes elavad maal või väiksemas asulas. Üldlevinud eeldus on see, et maal on raskem tööd leida ning just see on üheks põhiliseks motivaatoriks, mis inimesi linna kolima suunab.

Sarnaselt elukoha (kas linn või vald) tunnusele, ei ole esimesel perioodil järjepidevalt kogutud informatsiooni selle kohta, kas inimene töötas viimati Eestis või välisriigis. Samuti tekkis töötukassalt saadud andmetega probleem kõikide teiste viimast töösuhet või töökohta kirjeldavate tunnuste puhul, sest eristatud ei ole seda, kas info tunnuse kohta puudub või inimene polegi töötanud. Vestlusest töötukassa analüütikuga selgus, et enamasti saab eeldada, et kui info puudub kõikide viimast töökohta puudutavate tunnuste puhul, puudub töötul töökogemus. Sellest lähtudes kodeerisin tunnused ümber, lisades kategooriaks ka „töökogemus puudub“. Peab aga arvestama, et saadud arvud pole täiesti täpsed vaid pigem hinnangulised. Siiski saab välja tuua, et teisel perioodil on registreeritud töötute hulgas vähem neid, kes pole varem (ametlikult) töötanud.

Tabel 11. Aastatel 2009-2011 ja 2015-2017 arvele tulnud töötute jaotus erinevate tunnuste kaupa

Esimene periood			Teine periood		
Sugu		(%)	Sugu		(%)
Mehed	163 638	55.7	Mehed	77 794	52.0
Naised	129 965	44.3	Naised	71 776	48.0
Kodakondsus			Kodakondsus		
Eesti	220 602	75.1	Eesti	114 199	76.4
Muu	28 293	9.6	Muu	16 106	10.8
Määramata	44 708	15.2	Määramata	19 265	12.9
Elukoht (linn/vald)			Elukoht (linn/vald)		
Linn	136 086	46.4	Linn	91 509	61.2
Vald	77 501	26.4	Vald	54 231	36.3
Määramata	80 016	27.3	Määramata	3 830	2.6
Viimase töökoha riik			Viimase töökoha riik		
Eesti	167 845	57.2	Eesti	132 267	88.4
Välisriik	5 237	1.8	Välisriik	8 847	5.9
Määramata	120 521	41	Määramata	8 456	5.7
Kontoritarkvara oskus			Kontoritarkvara oskus		
Olemas	97 750	33.3	Olemas	80 501	53.8
Puudub/määramata	195 853	66.7	Puudub/ määramata	69 069	46.2
Äriühingu juhatusse kuulumine			Äriühingu juhatusse kuulumine		
Kuulub	15 978	5.4	Kuulub	5 934	4.0
Ei kuulu	277 614	94.6	Ei kuulu	143 636	96.0
Teadmata	11	0	Teadmata	0	0
Eesti keele oskus			Eesti keele oskus		
Oskab	204 054	69.5	Oskab	104 950	70.2
Ei oska	89 549	30.5	Ei oska	44 620	29.8
Vaimni või füüsilise puue			Vaimne või füüsiline puue		
Puudeta	277 653	94.6	Puudeta	122 229	81.7
Puudega	15 950	5.4	Puudega	27 341	18.3
Töökogemus			Töökogemus		
On töökogemus	253 008	86.2	On töökogemus	142 914	95.5
Ei ole töökogemust	40 595	13.8	Ei ole töökogemust	6 656	4.5

Kontoritarkvara oskuse tunnusega tekkis samuti probleem, kuna andmetest polnud võimalik eristada, kas töötute ei oska kontoritarkvara kasutada või info selle kohta puudub. Esimesel perioodil on 33,3% töötute puhul kindlalt teada, et nad oskavad kontoritarkvara kasutada, teisel perioodil on see osakaal tõusnud 53,8 protsendini. Kuna teisel perioodil on üldiselt vähem puuduvaid väärtusi, ei saa kindlalt väita, et teisel perioodil oli suhteliselt rohkem kontoritarkvara oskusega inimesi. Tunnuse lisamisel mudelisse tuleb ka kindlasti arvestada tunnuse kodeerimisest tulenevate võimalike probleemidega.

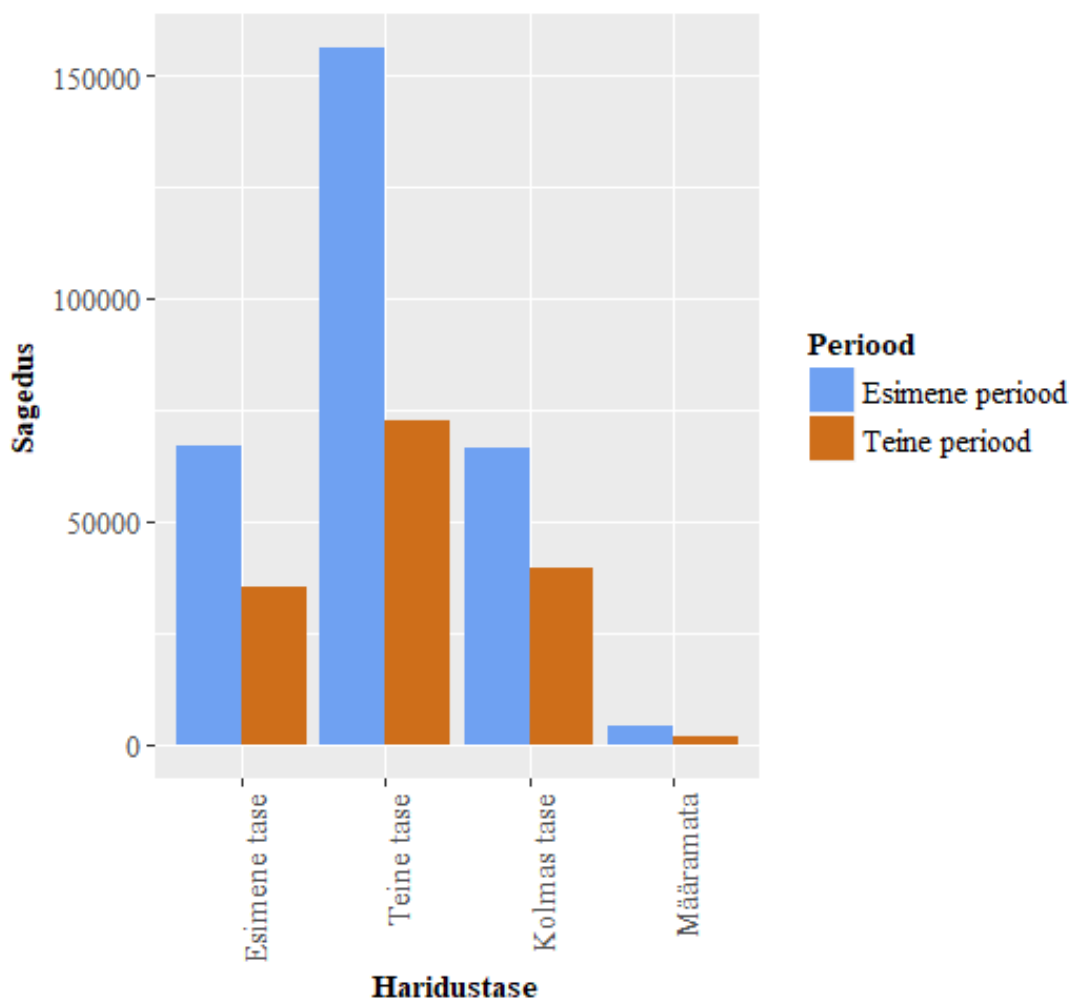
Andmestikus on ka info selle kohta, kas töötu on arvele tuleku hetkel kuulunud mõne äriühingu juhatusse. On teada, et töötukassas on arvel ka üsna palju inimesi, kes tegelikult tööd leida ei soovi. Üheks põhjuseks võib olla see, et töötu kuulub äriühingu juhatusse, kuid ei soovi endale palka välja maksta, mistõttu on tervisekindlustuse saamiseks end vaja töötukassas arvele võtta. Selliseid töötuid, kes tööd leida ei soovi, on analüüsinud näiteks Espenberg, Aksen, Lees, Tavits ja Vahaste-Pruul 2014. aastal ilmunud uuringus „Tööd mitteotsivad registreeritud töötud ja nende arveloleku põhjused“. Töötute profileerimise mudelis võib see tähendada, et juhatusse kuulumine suurendab tõenäosust jääda pikaajaliseks töötuks. Esimesel perioodil on registreeritud töötutest mõne äriühingu juhatusse kuulunud 5,4% ja teisel perioodil 4%.

Nende registreeritud töötute osakaal, kes eesti keelt ei oska, on kahel perioodil võrdne – umbes 30%. See on kõrgem, kui Eesti kodakondsuseta inimeste osakaal ehk andmestikus on ka eestlasi, kes tegelikult riigikeelt ei kõnele. Selge erinevus on kahe perioodi vahel vaimse või füüsilise puudega registreeritud töötute osakaalus. 2016. aasta alguses jõustus Töövõimereform, millega jäid vähenenud töövõimega inimesed töötukassa vastutusalasse ning see kajastub ka andmetes. Kui 2009.-2011. aastal oli registreeritud töötute hulgas puudega töötuid kõigest 5%, siis 2015-2017. aastal (2017. aastast on andmestikus vaid jaanuari kuni märtsi andmed) oli neid juba 18%.

Registreeritud töötud on töötukassa andmestikus haridustasemete poolest jaotatud kõrgema lõpetatud taseme järgi kolme rühma:

1. esimene tase: puudub algharidus, algharidus, kutseharidus põhihariduseta, põhiharidus, põhiharidus kutseharidusega;
2. teine tase: kutsekeskharidus põhikoolibaasil, üldkeskharidus, kutsekeskharidus keskkoolibaasil;
3. kolmas tase: keskeriharidus, kutsekõrgharidus (rakenduskõrgharidus), bakalaureuseõpe, magistriõpe, doktoriõpe.

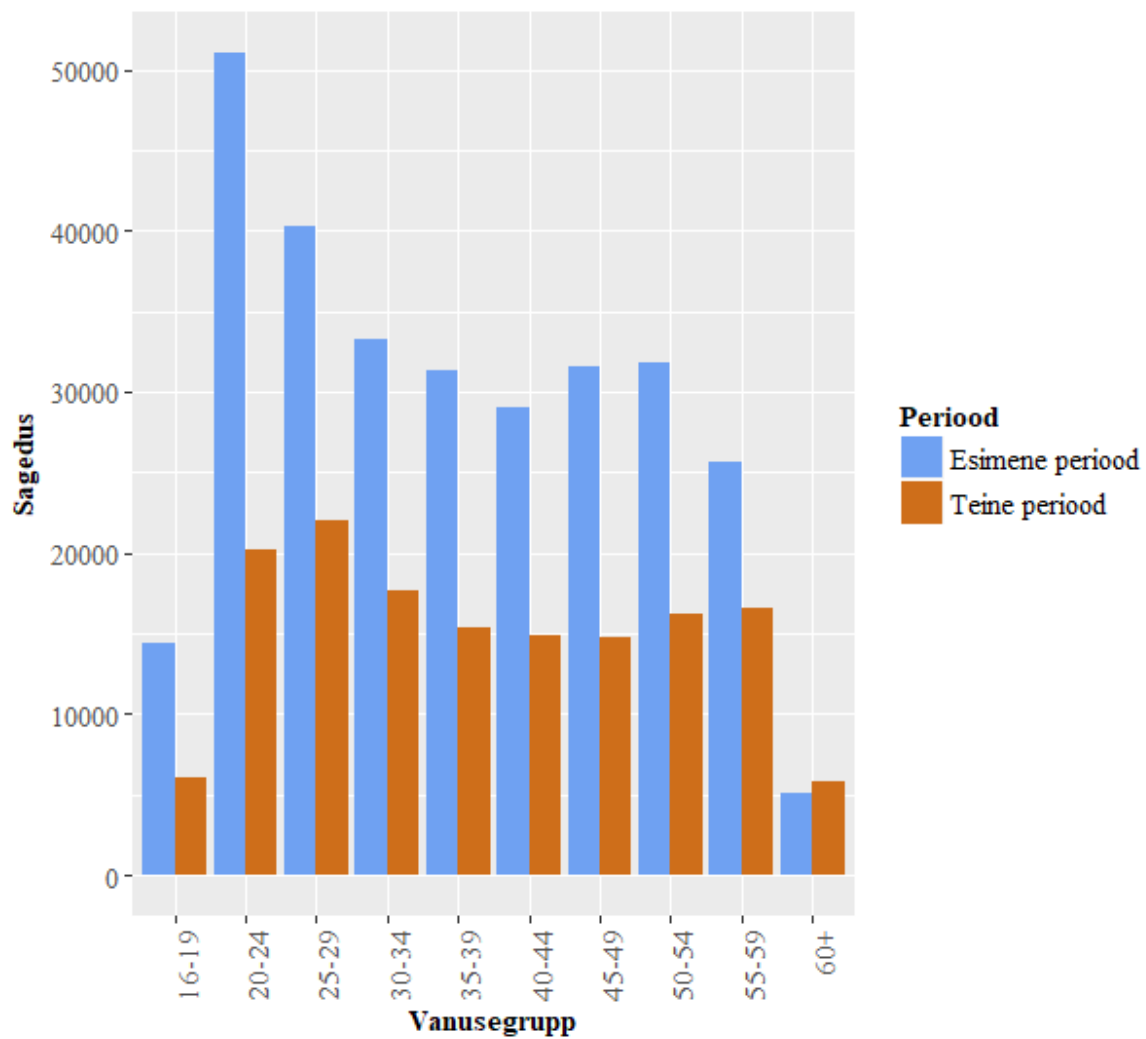
Joonis 22 näitab, kuidas on registreeritud töötud haridustasemete kaupa jaotunud mõlemal perioodil. Kui arvestada seda, et esimesel perioodil ongi rohkem töötuid, on jaotus üsna sarnane. Kõige rohkem on töötuid, kellel on keskharidus ning üsna võrdselt on neid, kellel on kõigest põhi- või algharidus või kõrgharidus. On ka neid töötuid, kelle puhul pole hariduse kohta info teada, kuid neid on mõlemal perioodil vähe.



Joonis 22. Aastatel 2009-2011 ja 2015-2017 arvele tulnud töötute jagunemine haridustasemete kaupa

Registreeritud töötute vanuseline koosseis on kahel perioodil üsna erinev (vaata joonis 23). Kui esimesel perioodil on registreeritud töötute seas selgelt kõige rohkem noori vanuses 20-24 ning kuigi ka esimesel perioodil on väga palju ka töötuid vanuses 25-29, siis jääb just teisel perioodi puhul silma, et 20ndate eluaastate lõpus olevaid töötuid on kõige enam. Samuti on huvitav see, et teisel perioodil on suhteliselt rohkem vanemaealisi (ning töötuid vanuses 60+ ka absoluutarvudes rohkem). Muus osas on töötute vanuseline jaotus üsna loogiline – kõige vähem on neid väga noorte (16-19) ja vanemaealiste seas, sest nendes vanusegruppides paljud inimesed ei soovigi töötada (kas ollakse juba pensionil või nooremate puhul näiteks õpitakse täiskohaga). Samuti on vähem töötuid keskealiste hulgas, sest seda perioodi peetakse töötamise „kuldaajaks“ ehk kogutud on piisavalt väärtuslikku kogemust ja olulisi teadmisi, mis on tööandjatele atraktiivsed. Huvitav on aga see, kuidas mõjutab vanus pikaajaliseks töötuks

jäämise riski ehk seda, kui kiiresti on võimalik rakenduda, kui inimene ikkagi on töötuks jäänud.



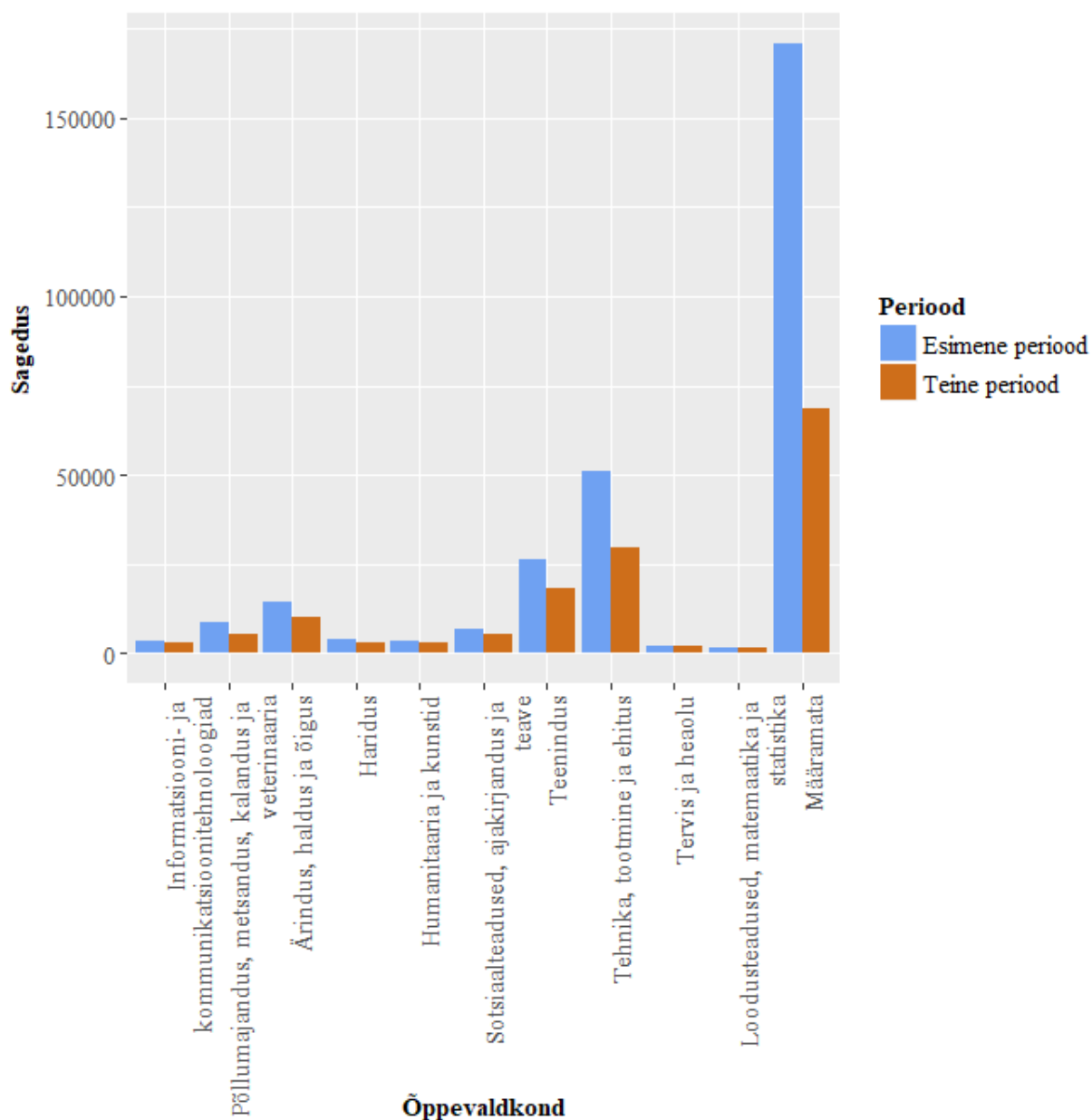
Joonis 23. Aastatel 2009-2011 ja 2015-2017 arvele tulnud töötute vanuseline jaotus

Tabel 12. Aastatel 2009-2011 ja 2015-2017 arvele tulnud töötute jaotumine maakondade kaupa

Maakond	Esimene periood	%	Teine Periood	%	Osakaal Eestis üldiselt (2017)
Harju	122 250	41.6	55 848	37.3	44.3
Hiiu	1 810	0.6	871	0.6	0.7
Ida-Viru	44 177	15.0	28 199	18.9	10.5
Järva	7 777	2.6	3 826	2.6	2.3
Jõgeva	5 429	1.8	3 312	2.2	2.3
Lääne	4 473	4.4	2 491	4.3	1.8
Lääne-Viru	13 010	1.5	6 503	1.7	4.5
Põlva	5 398	7.0	3 276	6.7	2.1
Pärnu	20 457	1.8	10 041	2.2	6.3
Rapla	7 516	2.6	3 667	2.5	2.6
Saare	6 254	2.1	3 099	2.1	2.5
Tartu	29 294	10.0	15 225	10.2	11.1
Valga	7 299	2.5	4 031	2.7	2.3
Viljandi	10 664	3.6	4 745	3.2	3.6
Võru	7 704	2.6	4 412	2.9	2.5
Määramata	91	0.0	24	0.0	-

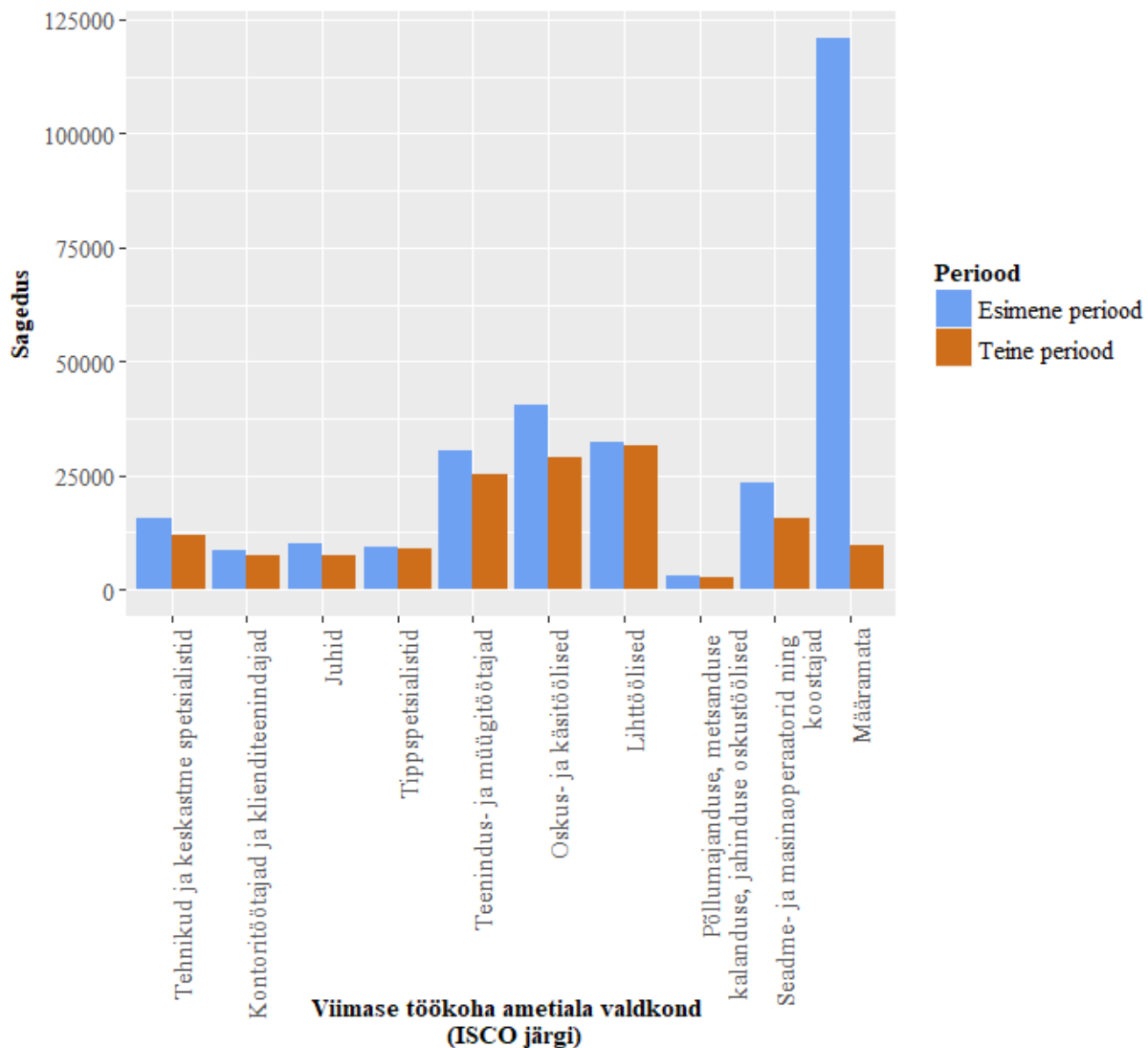
Maakondade kaupa on töötud jaotunud üsna loogiliselt ehk maakondades, kus on elanikke rohkem, on ka töötuid üldiselt rohkem (vaata tabel 12). Siiski jääb silma, et Harjumaal, Lääne-Virumaal, Pärnumaal ja Tartumaal on töötuid suhteliselt vähem ning Ida-Virumaal, Läänemaal ning Põlvamaal suhteliselt rohkem. Seega võib maakond, kus töötute elab, mõjutada ka seda, kui lihtne tal on tööd leida. Registreeritud töötute jaotumine maakondade kaupa on esitatud tabelis 12 ning võrdluseks on kõrvale toodud ka rahvastiku üldine jagunemine maakondade lõikes 2017. aastal (Eesti statistikaameti andmebaas ...2018).

Üheks põhiliseks teguriks, mida inimeste töö leidmise edukusega seostatakse on kindlasti õpitud eriala. Joonis 24 annab ülevaate vaatlusalustel perioodidel arvele tulnud töötute jaotumisest õpitud eriala järgi. Väga palju on andmestikus aga neid, kellel kohta selline info puudub. Mingil määral siiski peegeldab joonis ka levinud arusaama, et kõige rohkem otsitakse taga IT-teadmistega inimesi, tervishoiu valdkonnaga seotud inimesi ning ka reaalteadusi õppinud inimesi (matemaatika, statistika ja loodusteadused). Selliste teadmistega töötuid on andmestikus vähe, samas palju on töötuid, kellel on teenindusala haridus või haridus tehnika ja tootmise valdkonnas.



Joonis 24. Aastatel 2009-2011 ja 2015-2017 arvele tulnud töötute jaotumine õppevaldkondade kaupa

Selle kõrval, mida inimene on õppinud, on tööturul kindlasti oluline ka see, millises valdkonnas on inimene töötanud. Algandmestikus on viimase töökoha ametiala valdkonna tunnuse all väga palju erinevaid väärtusi (üle 30), mida pole kõiki mudelisse mõtet lisada, sest isegi kui iga väärtuse all on palju vaatlusi, ei ole need teineteisest piisavalt erinevad, et õigustada kõikide lisamist ning mudeli veelgi keerulisemaks tegemist. Seetõttu otsustasin mudelis kasutada hoopis ISCO koodi tunnust, jaotades ametialad koodi esimese numbri järgi (ehk ISCO klassifikaatori esimese taseme järgi). Registreeritud töötute jaotuse sellise klassifikatsiooni järgi annab edasi joonis 25.



Joonis 25. Aastatel 2009-2011 ja 2015-2017 arvele tulnud töötute jaotumine viimase töökoha ametiala kaupa

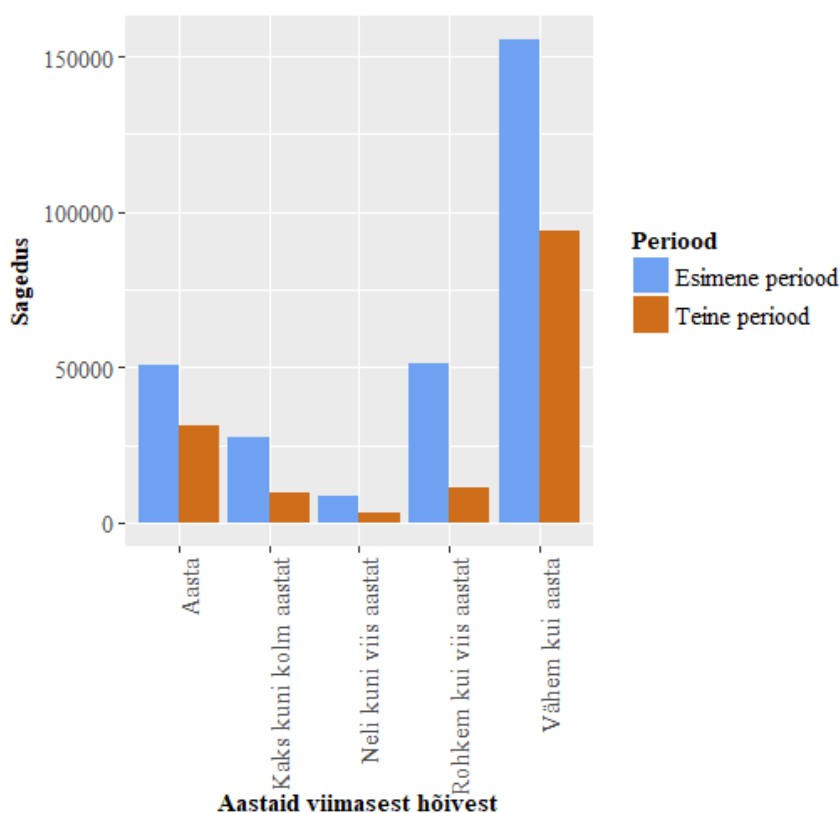
Jooniselt selgub, et esimesel perioodil on väga palju registreeritud töötuid, kelle viimase töökoha valdkond on määramata. Siin tuleb jällegi rõhutada, et väärtuse „määramata“ all kajastuvad ka need töötud, kellel töökogemus arvele tuleku hetkel puudus. Teisel perioodil on aga neid registreeritud töötuid, kelle viimase töökoha ametiala valdkond on teadmata või kelle töökogemus puudub, juba kordades vähem. Mõlemal perioodil on kõige rohkem registreeritud töötuid, kes on olnud lihttöölised, oskus- ja käsitöölised või teenindus- ja müügitöötajad. Vähem on juhte ja spetsialiste, mis tundub ka üsna loogiline.

Kuna pikaajaline töötus on suur probleem suuresti seepärast, et kui inimene ei tööta, hakkab tema inimkapital vähenema, sest oskused lähevad rooste, võib kaduda töö tegemise harjumus

ning tutvusringkond võib muutuda väiksemaks, mis kõik muudavad töötut tööandja silmis vähem atraktiivseks, on oluline uurida, kas sama kehtib ka siis, kui inimene ei ole mingil muul põhjusel kui töötus mõnda aega töötanud. Selleks võtan mudelisse aastate arvu, mis on möödas eelmisest hõivest. Tunnuse muudan analüüsis kategooriaalseks, et mõjud selgemalt esile tuleks. Kategooriateks on: viimasest hõivest on möödas

- vähem kui aasta;
- aasta;
- kaks kuni kolm aastat;
- neli kuni viis aastat;
- rohkem kui viis aastat.

Kategooriate loomisel lähtusin eeldusest, et inimestel, kellel on viimasest hõivest möödas vähem kui aasta, on lihtsam tööd leida, kui nendel, kellel on sellest möödas rohkem aega. Aastate lisandumisel aga efekt väheneb ehk et on väiksem vahe, selle vahel, kas inimene viimati töötas kuus või seitse aastat tagasi, kui selle vahel, kas ta töötas vähem kui aasta tagasi või kaks aastat tagasi. Töötute jaotus selle tunnuse järgi on esitatud joonisel 26.



Joonis 26. Aastatel 2009-2011 ja 2015-2017 arvele tulnud töötute jaotumine viimasest hõivest möödunud aja järgi

Jooniselt selgub, et enamik töötuid olid viimati hõives vähem kui aasta enne töötuna registreerumist. Siiski on päris palju ka neid töötuid, kes viimati töötasid mitu aastat tagasi ning esimesel perioodil on märgatavalt palju ka neid, kes viimati töötasid rohkem kui viis aastat tagasi. Selle tunnuse puhul peab aga meeles pidama, et põhjuseid, miks inimesed ei ole hõives olnud, on väga mitmeid (lapsehoolduspuhkus, õppimine, töötu on väga noor, mitteametlik töö, kaitseväes käimine jms).

Lisa 2. Töötute jaotumine riskirühmadesse erinevate tunnuste alusel

Töötute esmase profileerimise aluseks võtan tunnused, mis töötute riskirühmadesse kategoriseerimisel kõige suuremat rolli mängisid. Tunnuseid ei saa olla palju ja need ei tohi olla väga paljude kategooriatega, et ei tekiks liiga palju profiile, mis muudaksid süsteemi keeruliseks ja ebapraktiliseks. Belgia tööturuasutuses on näiteks 23 profiili, mis on omakorda jaotatud kolmeks. Analüüsin järgnevalt töötute jaotumist riskirühmadesse erinevate pikaajalist töötust oluliselt prognoosivate tunnuste kaupa (toetudes loodud mudelile).

Eesti Töötukassa tegevust on tugevalt mõjutanud 2016. aastal jõustunud Töövõime reform, millega määrati vähenenud töövõimega inimesed töötukassa vastutusalasse. Sellega seoses on töötukassas viimastel aastatel kõvasti kasvanud vaimse või füüsilise puudega registreeritud töötute arv. Oluline on teada, kas vaimne või füüsiline puue vähendab olulisel määral inimese tõenäosust leida töö vähemalt 12 kuuga.

Tabel 13. Töötute jaotus riskiteguri „vaimne või füüsiline puue“ alusel

Risk jääda pikaajaliseks töötuks	Vaimse või füüsilise puudega	Sagedus	% riskirühmas	% tunnuse kategoorias
Kõrge risk	Ei	436	37.1	0.4
Kõrge risk	Jah	740	62.9	2.7
Keskmine risk	Ei	28 157	65.3	23.0
Keskmine risk	Jah	14 991	34.7	54.8
Madal risk	Ei	93 636	89.0	76.6
Madal risk	Jah	11 610	11.0	42.5

Tabel 13 näitab, et kõige rohkem on protsentuaalselt puudega inimesi kõrge riskiga riskirühmas (62,9%) ja kõige vähem madala riskiga riskirühmas (11%). See juba viitab sellele, et vaimne või füüsiline puue on töötute pikaajaliseks töötuks jäämise prognoosi olulisel määral mõjutanud, eriti kuna puudega inimesi on tunduvalt vähem ning see, et nad moodustavad üle poole kõrge riskiga riskirühmast, on tugev näitaja. 54,8% puudega inimestest on kategoriseeritud keskmise riskiga riskirühma ning ainult 2,7% neist kõrge riskiga riskirühma. Seega ei ole kõigil puudega inimestel kõrge pikaajalise töötuse prognoos, kuid üle poole töötutest, kellel on väga kõrge prognoos, on puudega inimesed. See viitab sellele, et puude tunnus on tõepoolest oluline tunnus inimese pikaajaliseks töötuks jäämise riski prognoosimisel.

Tabel 14. Töötute jaotumine riskirühmadesse viimasest hõivest möödunud aja järgi

Risk jääda pikaajaliseks töötuks	Kategooria	Sagedus	% riskirühmas	% tunnuse kategoorias
Kõrge risk	Vähem kui aasta	1 865	45,1	2,0
Kõrge risk	Aasta	2 130	51,5	6,8
Kõrge risk	Kaks-kolm aastat	35	0,8	0,4
Kõrge risk	Neli-viis aastat	45	1,1	1,4
Kõrge risk	Üle viie aasta	63	1,5	0,9
Keskmine risk	Teadmata	899	2,1	13,3
Keskmine risk	Vähem kui aasta	30 828	71,4	32,5
Keskmine risk	Aasta	5 297	12,3	16,9
Keskmine risk	Kaks-kolm aastat	2 089	4,8	22,9
Keskmine risk	Neli-viis aastat	1 260	2,9	38,4
Keskmine risk	Üle viie aasta	2 807	6,5	38,6
Madal risk	Teadmata	5 864	5,6	86,7
Madal risk	Vähem kui aasta	62 203	59,1	65,5
Madal risk	Aasta	23 825	22,6	76,2
Madal risk	Kaks-kolm aastat	6 981	6,6	76,7
Madal risk	Neli-viis aastat	1 973	1,9	60,2
Madal risk	Üle viie aasta	4 406	4,2	60,6

Tabel 14 annab ülevaate töötute jagunemisest riskirühmades selle alusel, kui palju neil on aega möödas viimasest hõivest. Kui vaadata, kuidas töötud on tunnuse erinevates kategooriates jaotunud, ei ole riskirühmade vahel väga suuri erinevusi näha. Kõikidest kategooriatest on enim töötuid kategoriseeritud madala riskiga riskirühma. Võib küll märgata trendi, et mida rohkem aastaid on viimasest hõivest möödas, seda väiksem osa töötuid on madalaima riskiga riskirühma kategoriseeritud, kuid igas riskirühmas on siiski kõige rohkem töötuid, kellel on viimasest hõivest möödas kuni aasta. Selles on kindlasti suur roll sellel, et andmestikus ongi palju vähem töötuid, kellel on viimasest hõivest rohkem aega möödas, kuid selle tunnuse põhjal töötute jaotus ei näita siiski olulisel määral, kuidas töötud on riskirühmadesse jaotunud, mistõttu pole seda tunnust mõtet esmaste profiilide aluseks võtta.

Tabel 15. Töötute jaotumine riskirühmadesse viimase töökoha riigi alusel

Riskirühm	Kategooria	Sagedus	% riskirühmas	% tunnuse kategoorias
Kõrge risk	Eesti	1 131	99,4	0,9
Kõrge risk	Välisriik	7	0,6	0,1
Keskmine risk	Eesti	40 788	94,5	30,8
Keskmine risk	Määramata	1 201	2,8	14,2
Keskmine risk	Välisriik	1 191	2,8	13,5
Madal risk	Eesti	90 348	85,8	68,3
Madal risk	Määramata	7 255	6,9	85,8
Madal risk	Välisriik	7 649	7,3	86,5

Kui vaadata töötute jaotumist riskirühmadesse selle põhjal, kas nad töötasid viimati Eestis või välismaal, saab küll öelda, et viimati välismaal töötanutest suurem osa kategoriseerub madala riskiga töötute alla kui viimati Eestis töötanutest, kuid kõikides rühmades on siiski väga suur eestlaste ülekaal ning tugevaid järeldusi teha on üpris riskantne. Tunnusel on kindlasti teatud roll töötute riskirühmadesse kategoriseerimisel, kuid see ei pruugi olla piisavalt suur, et tunnust esmase profileerimise aluseks võtta.

Tabel 16. Töötute jagunemine riskirühmadesse kodakondsuse alusel

Risk jääda pikaajaliseks töötuks	Kodakondsus	Sagedus	% riskirühmas	% tunnuse kategoorias
Kõrge risk	Eesti	824	70.1	0.7
	Muu	215	18.3	1.3
	Määramata	137	11.6	0.7
Keskmine risk	Eesti	31 529	73.1	27.6
	Muu	5 968	13.8	37.1
	Määramata	5 651	13.1	29.3
Madal risk	Eesti	81 846	77.8	71.7
	Muu	9 923	9.4	61.6
	Määramata	13 477	12.8	70.0

Kodakondsus ei näi riskirühmadesse jaotamisel väga suurt rolli mängivat, sest kõikides riskirühmades on Eesti kodakondsusega inimeste osakaal üsna võrdne ning Eesti kodakondsusega ja muu kodakondsusega inimesed jaotuvad riskirühmadesse ka üsna sarnaselt – kõige enam on kategoriseeritud madala riskiga rühma (umbes 1/3), keskmise riskiga riskirühma on kategoriseeritud umbes kolmandik ning väga väike osa on kategoriseeritud kõrge riskiga riskirühma.

Tabel 17. Töötute jagunemine riskirühmadesse haridustaseme järgi

Risk jääda pikaajaliseks töötuks	Haridus	Sagedus	% riskirühmas	% tunnuse kategoorias
Kõrge risk	Esimene tase	13	1.1	0.0
	Kolmas tase	786	66.8	2.0
	Teine tase	377	32.1	0.5
	Määramata	0	0.0	0.0
Keskmine risk	Esimene tase	3 789	8.8	10.7
	Kolmas tase	18 584	43.1	46.7
	Teine tase	20 727	48.0	28.5
	Määramata	48	0.1	2.6
Madal risk	Esimene tase	31 538	30.0	89.2
	Kolmas tase	20 405	19.4	51.3
	Teine tase	51 526	49.0	70.9
	Määramata	1 777	1.7	97.4

Analüüsides jaotust riskirühmades haridustasemete kaupa, saab välja tuua kummalise seose, et kõrgem haridustase suurendab võimalust, et töötut kategoriseeritakse kõrgema riskiga riskirühma. Madalaima haridustasemega töötutest lausa 90% kategoriseeriti madala riskiga riskirühma, samas kui kõrgeima haridustasemega töötutest kategoriseeriti sellesse rühma vaid 52%. Põhjuseks võib olla tunnuse halb kategooriatesse jaotamine, sest ühes kategoorias võib olla väga erineva haridusliku taustaga inimesi (esimeses kategoorias näiteks on koos alghariduseta töötud ja kutseharidusega töötud). Kuna seos tundub ebalooiline ja tunnus ei ole kõige paremini kategooriatesse jaotatud, jätan selle esmasel profileerimisel välja.

Tabel 18 näitab töötute jaotust riskirühmadesse inglise keele taseme järgi. Tabelist on näha, et mida kõrgem on keeleoskuse tase, seda suurem on tõenäosus, et töötut kategoriseeritakse madala riskiga riskirühma. Samas on ka selle tunnuse puhul see seos siiski üsna nõrk.

Tabel 18. Töötute jaotumine riskirühmadesse inglise keele oskuse järgi

Risk jääda pikaajaliseks töötuks	Inglise keele oskuse tase	Sagedus	% riskirühmas	% tunnuse kategoorias
Kõrge risk	Algtase	220	18.7	0.7
	Kesktaase	165	14.0	0.4
	Edasijõudnud	17	1.4	0.1
	Teadmata	774	65.8	1.2
Keskmise risk	Teadmata	774	65.8	1.2
	Kesktaase	8 326	19.3	20.3
	Edasijõudnud	2 704	6.3	18.3
	Teadmata	23 476	54.4	37.5
Madal risk	Algtase	22 280	21.2	71.5
	Kesktaase	32 500	30.9	79.3
	Edasijõudnud	12 030	11.4	81.6
	Teadmata	38 436	36.5	61.3

Eri vanuses töötute jaotumisel riskirühmadesse on märgata selget trendi – nooremad töötud on kategoriseeritud pigem madalama riskiga riskirühmadesse ja vanematel inimestel on suurem tõenäosus jääda kõrgema või keskmise riskiga riskirühma. Vanuse tunnusel on aga väga palju kategooriaid, mida kõiki pole mõtet esmaste profiilide loomisel kasutada. Seega kategoriseerin tunnuse ümber nii, et sellel on kolm kategooriat: noored, keskealised ja vanemaealised. Selliselt kategoriseeritud tunnus näitab veel selgemat pilti. Keskmise riskiga riskirühmas on pea pooled töötud keskealised ja teine pool vanemaealised, noori on väga vähe. Kõrge riskirühmaga riskirühmas on aga üle 70% töötutest vanemaealised, noori on alla 1%. Madala riskiga riskirühmas on noori ja keskealisi enam-vähem võrdselt ja väga vähe vanemaealisi. Vaadates jaotumist vanuse kategooriate siseselt, selgub, et 95% noortest on kategoriseeritud madala riskiga riskirühma, samas kui keskealisi 70% ja vanemaealisi kõigest 44%. Seega mängib töötute vanus riskirühmadesse kategoriseerimisel olulist rolli ning peaks olema ka esmaste profiilide loomisel olulisel kohal.

Tabel 19. Töötute jaotumine riskirühmadesse vanuse järgi

Risk jääda pikaajaliseks töötuks	Vanuse-grupp	Sagedus	%			% riskirühmas	% tunnuse kategoorias
Kõrge risk	20-24	1	0.1		Noori (16-29 a)		
	25-29	2	0.2		3	0.26	0.01
	30-34	35	3.0		Keskealisi (30-49 a)		
	35-39	71	6.0		290	24.7	0.46
	40-44	105	8.9		Vanemaealisi (50-60+ a)		
	45-49	114	9.7		848	72.1	2.2
	50-54	227	19.3				
	55-59	485	41.2				
	60+	136	11.6				
					Noori (16-29 a)		
Keskmine risk	16-19	14	0.0		2 441	5.7	5.1
	20-24	383	0.9		Keskealisi (30-49 a)		
	25-29	2 044	4.7		19 799	45.9	31.6
	30-34	3 760	8.7		Vanemaealisi (50-60+ a)		
	35-39	4 919	11.4		20 908	48.5	54.1
	40-44	5 272	12.2				
	45-49	5 848	13.6				
	50-54	7 752	18.0				
	55-59	9 679	22.4				
	60+	3 477	8.1				
Madal risk	16-19	6 086	5.8		Noori (16-29 a)		
	20-24	19 801	18.8		45 827	43.5	94.9
	25-29	19 940	18.9		Keskealisi (30-49 a)		
	30-34	13 828	13.1		42 557	40.4	67.9
	35-39	10 438	9.9		Vanemaealisi (50-60+ a)		
	40-44	9 480	9.0		16 862	16	43.7
	45-49	8 811	8.4				
	50-54	8 200	7.8				
	55-59	6 470	6.1				
	60+	2 192	2.1				

Teine tunnus, mis mudeli põhjal on oluline pikaajalise töötuks jäämise riski prognoosimisel, on maakond. Tabel 19 annab ülevaate töötute jaotumisest riskirühmadesse selle alusel, millises maakonnas nad elavad. Kõige rohkem torkab tabelist silma see, et 59% töötutest, kes on kategoriseeritud kõrge riskiga riskirühma, on Ida-Virumaalt. Samas on vaid 2,9% ida-virumaalastest kõrge riskiga rühma kategoriseeritud. Vaadates seda, kui suur osakaal maakonnas elavatest töötutest on kategoriseeritud madala riskiga riskirühma, saab välja tuua riskipiirkonnad: Põlvamaa, Raplamaa, Võrumaa, Ida-Virumaa, Valgamaa, Läänemaa. Samad maakonnad paistsid negatiivselt silma ka mudelis. Tunnus tundub piisavalt oluline, et seda võtta

esmasel profileerimisel arvesse, kuid kuna kategooriaid on sellel tunnusel 15, mis tähendaks kohekselt väga suure arvu profiilide loomist ja kuna pigem eristuvad maakonnad, millel läheb küll halvemini, kui teistel, aga mis väga palju üksteisest ei erine, teen tunnuse ümber kolme kategooriaga tunnuseks – Ida-Virumaa (sest see paistis kõrge riskiga riskirühmas väga tugevalt silma), riskipiirkonnad (Põlvamaa, Võrumaa, Läänemaa, Raplamaa ja Valgamaa) ja teised maakonnad.

Tabel 20. Töötute jaotumine riskirühmadesse maakondade järgi

Risk jääda pikaajaliseks töötuks	Maakond	Sagedus	% riskirühmas	% tunnuse kategoorias
Kõrge risk	Harju maakond	148	12.6	0.3
	Hiiu maakond	8	0.7	0.9
	Ida-Viru maakond	657	55.9	2.3
	Jõgeva maakond	0	0.0	0.0
	Järva maakond	15	1.3	0.5
	Lääne-Viru maakond	17	1.4	0.3
	Lääne maakond	26	2.2	1.0
	Pärnu maakond	29	2.5	0.3
	Põlva maakond	37	3.1	1.1
	Rapla maakond	36	3.1	1.0
	Saare maakond	12	1.0	0.4
	Tartu maakond	37	3.1	0.2
	Valga maakond	69	5.9	1.7
	Viljandi maakond	5	0.4	0.1
	Võru maakond	80	6.8	1.8
Keskmine risk	Harju maakond	13 574	31.5	24.3
	Hiiu maakond	220	0.5	25.3
	Ida-Viru maakond	12 297	28.5	43.6
	Järva maakond	1 237	2.9	32.3
	Jõgeva maakond	372	0.9	11.2
	Lääne-Viru maakond	1 501	3.5	23.1
	Lääne maakond	943	2.2	37.9
	Pärnu maakond	2 497	5.8	24.9
	Põlva maakond	1 286	3.0	39.3
	Rapla maakond	1 253	2.9	34.2
	Saare maakond	696	1.6	22.5
	Tartu maakond	2 904	6.7	19.1
	Valga maakond	1 659	3.8	41.2
	Viljandi maakond	781	1.8	16.5
	Võru maakond	1 928	4.5	43.7
Madal risk	Harju maakond	42 126	40.0	75.4

Risk jääda pikaajaliseks töötuks	Maakond	Sagedus	% riskirühmas	% tunnuse kategoorias
	Hiiu maakond	643	0.6	73.8
	Ida-Viru maakond	15 245	14.5	54.1
	Järva maakond	2 574	2.4	67.3
	Jõgeva maakond	2 940	2.8	88.8
	Lääne-Viru maakond	4 985	4.7	76.7
	Lääne maakond	1 522	1.4	61.1
	Määramata	24	0.0	100.0
	Pärnu maakond	7 515	7.1	74.8
	Põlva maakond	1 953	1.9	59.6
	Rapla maakond	2 378	2.3	64.8
	Saare maakond	2 391	2.3	77.2
	Tartu maakond	12 284	11.7	80.7
	Valga maakond	2 303	2.2	57.1
	Viljandi maakond	3 959	3.8	83.4
	Võru maakond	2 404	2.3	54.5

Tabel 21. Töötute jaotumine riskirühmadesse soo järgi

Risk jääda pikaajaliseks töötuks	Sugu	Sagedus	% riskirühmas	% tunnuse kategoorias
Kõrge risk	M	173	14.7	0.2
	N	1 003	85.3	1.4
Keskmine risk	M	15 535	36.0	20.0
	N	27 613	64.0	38.5
Madal risk	M	62 086	59.0	79.8
	N	43 160	41.0	60.1

Tunnus, mida igal pool profileerimiseks kasutatakse, on sugu. Töötute jagunemine riskirühmadesse soo järgi on esitatud tabelis 21. Olulisele seosele pikaajaliseks töötuks jäämise riski ja soo vahel viitab see, et kõrge riskiga riskirühmas on koguni 85,3% naised. Samuti on meeste osakaal, keda on kategoriseeritud madala riskiga töötuteks, märgatavalt suurem kui naistel (80% vs 60%). Naistel on seega selgelt suurem tõenäosus sattuda keskmise või kõrge riskiga kategooriatesse ning tunnus on esmase profiili loomisel oluline.

KASUTATUD KIRJANDUS

1. **Aaronson, D., Mazumder, B. & Schechter, S.** (2010) What is behind the rise in long-term unemployment? *Economic Perspectives*, Vol.34, No. 2
2. **Arulampalam, W., Gregg, P., Gregory, M.** (2001) Unemployment Scarring, *The Economic Journal*, 111, F577-F584, Royal Economic Society 2000, Black-well Publishers
3. **Avikainen, A.** (2016) Profiling Tool, its use and effectiveness in Finland, Tools for the implementation of active labour market policies, Italia Lavoro International Seminar, Rome 25-26 May 2016
4. **Bartley, M.** (1994) Unemployment and ill health: understanding the relationship, *Journal of Epidemiology and Community Health*; Vol 48, pp. 333-337.
<http://jech.bmj.com/content/jech/48/4/333.full.pdf>, viimati vaadatud: 03.02.2018
5. **Barnes, S.-A. & Wright, S.** (2015) Identification of latest trends and current developments in methods to profile jobseekers in European Public Employment Services: Final report,
6. **Berger, M. C., Black, D. & Smith, J. A.** (2000) Evaluating Profiling as a Means of Allocating Government Services. Department of Economics Research Reports, 2000-18. London, ON: Department of Economics, University of Western Ontario
7. **Black, D. A.; Smith, J. A.; Plesca, M.; Shannon, S.** (2003) Profiling UI Claimants to Allocate Reemployment Services: Evidence and Recommendations for States, Final Report,
https://www.researchgate.net/profile/Dan_Black2/publication/267362198_Profiling_UI_Claimants_to_Allocate_Reemployment_Services_Evidence_and_Recommendations_for_States/links/546de73c0cf2a7492c564f71/Profiling-UI-Claimants-to-Allocate-Reemployment-Services-Evidence-and-Recommendations-for-States.pdf, viimati külastatud: 11.02.2018
8. **Catts, R.** (2005) Social Capital and Employability, University of Stirling,
<http://citeseerx.ist.psu.edu/viewdoc/download?doi=10.1.1.515.1376&rep=rep1&type=pdf>
9. **Dahlén, F., J.** (2016) Client profiling systems – Swedish Case,
https://www.seejobsgateway.net/sites/job_gateway/files/Client%20profiling%20systems%20FJD.pdf
10. **Di Domenico, G. & Spattini S.** (2008), New European Approaches to LongTerm Unemployment. Kluwer Law International, The Netherlands.
11. Eesti Statistikaamet, kodulehekülg, statistika andmebaas, mõisted ja metoodika.
http://pub.stat.ee/px-web.2001/Database/Sotsiaalelu/15Tooturg/06Palgatootajad/02Aastastatistika/TT_047.htm, viimati kasutatud: 30.01.2018

12. **Duell, N., & Kureková, L.** (2013). Activating Benefit in Material Need Recipients in the Slovak Republic CELSI Research Report No. 3.,
https://celsi.sk/media/research_reports/celsi_rr_3.pdf, viimati kasutatud: 03.03.2018
13. Eesti Töötukassa, kodulehekül, Töötukassast,
<https://www.tootukassa.ee/content/tootukassast>
14. **Espenberg, K., Aksen, M., Lees, K., Tavits, G., Vahaste-Pruul, S.** (2014) Tööd mitteotsivad registreeritud töötud ja nende töötuna arveloleku põhjused,
https://skytte.ut.ee/sites/default/files/ec/uuringuraport_04.12.14.pdf, viimati kasutatud: 22.04.2018
15. **Fougère, D., Francis K., & Pouget, J.** (2009) Youth unemployment and crime in France, Journal of the European Economic Association, Vol. 7, No. 5, September, pp. 909–938,
16. **Geewax, M.** (2011) The Impacts Of Long-Term Unemployment, NPR special series, Still No Job: Over a Year without Enough Work, December 12,
<http://www.npr.org/2011/12/09/143438731/the-impacts-of-long-termunemployment>, viimati kasutatud: 10.02.2018
17. **Humbeeck, Van G., Klevais, E., et al** (2018) Avaldamata ettekanne Belgia tööturuasutuse profileerimissüsteemi ja selle arengusuundade kohta, toimunud 20.04.2018 Brüsselis
18. International Labour Organisation (ILO), Homepage, Terminology,
<http://ilo.multites.net/defaulten.asp>, viimati kasutatud: 31.01.2018
19. **Jędrzej, N., Sztandar-Sztanderska, K., Szymielewicz, K., Baczek-Dombi, A., Walkowiak, A., Jakubiak, A.** (2015) Profiling the unemployed in Poland: Social and political implications of algorithmic decision making,
https://panoptykon.org/sites/default/files/leadimage-biblioteka/panoptykon_profiling_report_final.pdf, viimati kasutatud: 03.03.2018
20. Job Seeker Profiling, the Australian Experience (2005)
http://doku.iab.de/veranstaltungen/2005/profiling2005_Lipp_Australia_folien.pdf
21. **Katz, L. F.** (2010) Long-Term Unemployment in the Great Recession Testimony for the Joint Economic Committee U.S. Congress Hearing on “Long-Term Unemployment: Causes, Consequences and Solutions”, Harvard University
22. **Konle-Seidl, R.** (2011). Profiling systems for effective labour market integration. Use of profiling for resource allocation, action planning and matching, Pes to Pes dialogue, The European Commission Mutual Learning Programme for Public Employment Services, DG Employment, Social Affairs and Inclusion
23. **Kostrzewski, S. P., Worach-Kardas, H.** (2014) Living with Long-Term Unemployment – Effects in Health and Quality of Life
24. **Kureková, L., M.** (2014) Review of Profiling Systems, Categorization of Jobseekers and Calculation of Unit Service Costs in Employment Services - Implications and Applications for Slovakia, http://epic-org.eu/wp-content/uploads/2014/10/Profiling-Review_Mytina-Kurekova_April-2014_FINAL.pdf, viimati kasutatud: 03.03.2018
25. **Layard, R., Nickell, S., Jackman, R.** (2005), Unemployment. Macroeconomic performance and the labour market. Oxford University Press, Oxford.

26. **Loxha, A. & Morgandi, M.** (2014) Profiling the Unemployed, A Review of OECD Experiences and Implications for Emerging Economies.
<https://openknowledge.worldbank.org/bitstream/handle/10986/20382/910510WP014240Box385327B0PUBLIC0.txt?sequence=1&isAllowed=y>, viimati kasutatud: 11.02.2018
27. **Machin, S. & Manning, A.** (1998) Causes and Consequences of Long-Term Unemployment in Europe Stephen Machin and Alan Manning, pp. 20,
http://eprints.lse.ac.uk/20255/1/The_Causes_and_Consequences_of_Long-Term_Unemployment_in_Europe.pdf
28. **Marksoo, Ü.** (2011) Long-term unemployment and its regional disparities in Estonia, doktoritöö, Tartu Ülikool,
http://dspace.ut.ee/bitstream/handle/10062/19118/ylle_marksoo.pdf?sequence=1&isAllowed=y
29. **Marsh, J. A., Pane, J. F.; Hamilton, L. S.** (2006) Making Sense of Data-Driven Decision Making in Education, Evidence from Recent RAND Research, RAND Corporation
30. **McArdle, S., Waters, L., Briscoeb, J. P., Hall, D. T.** (2007) Employability during unemployment: Adaptability, career identity and human and social capital, Journal of Vocational Behavior, Volume 71, Issue 2, pp. 247-264
31. **Milner A, Page A, LaMontagne AD** (2013) Long-Term Unemployment and Suicide: A Systematic Review and Meta-Analysis. PLoS ONE 8(1): e51333.
doi:10.1371/journal.pone.0051333, viimati kasutatud: 03.02.2018
32. **Nichols, A., Mitchell, M., Lindner, S.** (2013) Consequences of Long-Term Unemployment. <http://docshare02.docshare.tips/files/20531/205310300.pdf>, viimati kasutatud: 03.02.2018
33. **O'Connel, P. J., McGuinness, S., Kelly, E.** (2012) The Transition from Short- to Long-Term Unemployment: A Statistical Profiling Model for Ireland , The Economic and Social Review, Vol. 43, No. 1, pp. 135–164
34. OECD (2011) Persistence of high unemployment: What risks? What Policies? Employment Outlook, Paris.
35. **Paas, T., Philips, K.** (2002). Pikaajalised töötud Eesti tööturul. Kas toetada passiivset kohanemist või aktiivset arengut. Euroopa Liiduga liitumise mõju Eesti majanduspoliitikale, X teadus- ja arenduskonverentsi artiklid; Tartu, Eesti; 27-29. juuni 2002. Berlin, Tallinn: Berlin Verlag Arno Spits GmbH, Mattimar, lk 143–150.
36. **Pieterston, W.** (2016) Modernizing PES Through Supportive Data and IT-Strategies, Analytical Paper, Luxembourg: Publications Office of the European Union
37. Pikaajalistele töötutele ning mitteaktiivsetele inimestele pakutavad teenused ja nende tõhusus, Eesti Tööküsimuste Keskus, Tallinn 2008, lk 4
38. **Riipinen, T.** (2011) Risk profiling of long-term unemployment in Finland, Dialogue Conference – Brussels 11-12.5.2011
39. **Rosholm, M.; Svarer, B.; Hammer, B.** (2004) A Danish Profiling System, Danish Ministry of Employment, Discussion Paper No. 1418
40. **Rudolph, H., Konle-Seidl, R.** (2005) Profiling for Better Services, Report on the European Profiling Seminar, Nuremberg, Supported by EU Commission (DG Empl), VP/2004/007

41. **Rutkowski, J.** (2007) From the Shortage of Jobs to the Shortage of Skilled Workers: Labor Markets in the EU New Member States, Discussion Paper No. 3202, World Bank and IZA, pp. 12,
<http://citeseerx.ist.psu.edu/viewdoc/download?doi=10.1.1.461.6594&rep=rep1&type=pdf>
42. **Smith, T. C.** (2013). Wagner-Peyser Act Reemployment Services. In B. S. Barnow & R. A. Hobbie (Eds.), *The American Recovery and Reinvestment Act: The Role of Workforce Programs* (pp. 121-150).
43. The ‘Work Profiler’ and the ‘Personal Work Folder’ – a digitalised master plan for integration into the labour market, The European Commission, March 2017
44. TrEffeR (Treatment Effects and Prediction) (2017), European Commission
45. Töötuna arvelevõtmine, Eesti Töötukassa, <https://www.tootukassa.ee/content/otsintood/tootuna-arvelevotmine>, viimati kasutatud: 27.01
46. **Wijnhoven, M., A., Havinga, H.** (2014) The Work Profiler: A digital instrument for selection and diagnosis of the unemployed, *Local Economy, Vol. 29(6–7) 740–749*, <http://journals.sagepub.com/doi/pdf/10.1177/0269094214545045>
47. **Wong, A. K. C.; Wang, Y.** (2003) Pattern Discovery: A Data-Driven Approach to Decision Support, *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics—Part C: Applications and Reviews*, Vol. 33, No. 1

Lihtlitsents lõputöö reprodutseerimiseks ja lõputöö üldsusele kättesaadavaks tegemiseks

Mina, Elsa Trumm

(sünnikuupäev: 12.06.1992)

annan Tartu Ülikoolile tasuta loa (lihtlitsentsi) enda loodud teose

Töötute profileerimine Eesti Töötukassa registriandmetel,

mille juhendaja on Andres Võrk ja kaasjuhendaja Liina-Mai Tooding,

reprodutseerimiseks säilitamise ja üldsusele kättesaadavaks tegemise eesmärgil, sealhulgas digitaalarhiivi DSpace-is lisamise eesmärgil kuni autoriõiguse kehtivuse tähtaja lõppemiseni;

üldsusele kättesaadavaks tegemiseks Tartu Ülikooli veebikeskkonna kaudu, sealhulgas digitaalarhiivi DSpace'i kaudu kuni autoriõiguse kehtivuse tähtaja lõppemiseni.

olen teadlik, et punktis 1 nimetatud õigused jäävad alles ka autorile.

kinnitan, et lihtlitsentsi andmisega ei rikuta teiste isikute intellektuaalomandi ega isikuandmete kaitse seadusest tulenevaid õigusi.

Tartus, 31.05.2018